



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID – TLEMCCEN

THÈSE LMD

Présentée à :

FACULTE DES SCIENCES – DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

DOCTORAT

Spécialité : Réseaux et Systèmes Distribués (RSD)

Par :

Mr BENDELLA Mohammed Salih

Sur le thème

Green Networking : Apport de la Radio Cognitive

Soutenue publiquement le 2023 à Tlemcen devant le jury composé de :

Pr LEHSAINI Mohamed	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Pr BENMAMMAR Badr	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur de thèse
Pr KRIEF Francine	Professeur	Institut Polytechnique de Bordeaux	Co-Directrice de thèse
Dr BENDAOU Fayssal	Maître de Conférences A	ESI de Sidi Bel-Abbes	Examineur
Dr MALIKI Fouad	Maître de Conférences A	Ecole supérieure de management Tlemcen	Examineur
Dr AMRAOUI Asma	Maître de Conférences A	Université de Tlemcen	Examinatrice

*Laboratoire des systèmes et technologie de l'information et de la communication
BP 119, 13000 Tlemcen - Algérie*

Remerciements

Je remercie en premier Dieu le tout puissant, qui m'a donné la force et la patience pour l'accomplissement de ce travail.

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse **Badr BENMAMMAR** pour son esprit scientifique et pédagogique, pour m'avoir prêté de son temps et m'avoir aidé par ses précieuses directives. Je lui suis reconnaissant pour sa disponibilité, ses fructueux conseils ainsi que pour les efforts déployés à mon égard.*

*Je tiens à remercier Mme **Francine KRIEF**, professeur à l'établissement **Bordeaux INP**, France et co-directrice de thèse pour le thème proposé, son aide et son soutien.*

*Je remercie Mr **LEHSAINI Mohamed** tout d'abord d'avoir accepté de présider le jury, mais aussi de nous avoir apporté soutien et hospitalité au sein du laboratoire de recherche **STIC**. Je remercie également Mr **BENDAOU Fayssal**, Mr **MALIKI Fouad** et Mme **AMRAOUI Asma** d'avoir accepté de nous prêter leur attention et évaluer notre travail.*

*Sans oublier le département d'Informatique de la faculté des sciences et le laboratoire des Systèmes et technologie de l'information et de la communication **STIC** qui m'ont accueilli au sein de leur établissement.*

Mes remerciements les plus sincères vont à toutes les personnes qui m'ont apporté leur contribution, leur collaboration et leur soutien plus spécialement à ma femme et sa précieuse aide dans la rédaction de ce travail et à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour la réalisation de cette thèse.

*A mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi, et qui
m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance,
A ma fabuleuse femme et mes enfants pour leur soutien moral et
leur patience avec moi,
A mes chers frères à qui je souhaite un avenir très brillant,
A ma famille et à tous mes amis,
Je dédie ce travail.*

Résumé

Le Green Networking est un concept récent qui fait référence aux processus utilisés pour optimiser un réseau afin de le rendre plus économe en énergie. Il est apte à remédier aux conflits entre la puissance de transmission et l'économie d'énergie en apportant une gestion des paramètres radio axée sur les besoins de façon automatique et adaptative. Dans ce contexte, les services de la radio cognitive sont nécessaires. Toutefois, la sélection de la meilleure bande spectrale disponible pour répondre aux exigences de qualité de service des utilisateurs secondaires, tout en respectant le cadre de régulation en vigueur, est considérée comme un défi majeur. Dans cette thèse, nous proposons trois contributions : la première est basée sur l'apprentissage par renforcement pour la minimisation de la consommation d'énergie. La deuxième est basée sur deux approches bio-inspirées, à savoir : l'algorithme de pollinisation des fleurs et la recherche Coucou pour l'adaptation des paramètres de transmission. La troisième est basée sur la méthode d'aide à la décision TOPSIS pour la sélection de la meilleure bande spectrale disponible. Par le biais des trois approches proposées, nous cherchons à reconfigurer et adapter les paramètres de la radio cognitive lors de la transmission selon le besoin applicatif de l'utilisateur tout en assurant une meilleure efficacité énergétique. Les résultats obtenus au travers d'une série de tests et de simulations démontrent une nette supériorité de nos propositions en termes de qualité de service et d'efficacité énergétique.

Mots-clés : Réseaux verts, radio cognitive, optimisation multi-objectifs, efficacité énergétique, algorithme de pollinisation de fleurs, algorithme de la recherche Coucou, TOPSIS, apprentissage par renforcement.

Abstract

Green Networking is a recent concept that refers to the processes used to optimize a network to make it more energy efficient. It is able to overcome the conflicts between transmission power and energy saving by providing an automatic and adaptive management of the radio parameters based on the needs. In this context, cognitive radio services are needed. However, the selection of the best available spectrum band to meet the QoS requirements of secondary users, while respecting the current regulatory context, is considered a major challenge. In this thesis, we propose three contributions: the first one is based on reinforcement learning for energy consumption minimization. The second is based on two bio-inspired approaches, namely: the flower pollination algorithm and the Cuckoo search for transmission parameter adaptation. The third is based on the TOPSIS decision method for the selection of the best available spectrum band. Through the three proposed approaches, we seek to reconfigure and adapt the parameters of the cognitive radio during transmission according to the user's application needs while ensuring better energy efficiency. The results obtained through a series of tests and simulations demonstrate a clear superiority of our proposals in terms of quality of service and energy efficiency.

Keywords: Green networks, cognitive radio, multi-objective optimization, energy efficiency, flower pollination algorithm, cuckoo search algorithm, TOPSIS, reinforcement learning.

ملخص:

الشبكات الخضراء هي مفهوم حديث يشير إلى العمليات المستخدمة لتحسين الشبكة لجعلها أكثر اقتصاداً في استخدام الطاقة. وهي قادرة على حل التناقض القائم بين طاقة الإرسال وتوفير الطاقة من خلال ضبط الراديو، تلقائياً وتكيفاً مع احتياجات المستعمل. لذلك، هناك حاجة إلى خدمات الراديو الإدراكية ويعتبر اختيار أفضل نطاق متاح لتلبية متطلبات المستخدمين الثانويين من حيث جودة الخدمة، مع احترام الإطار التنظيمي الساري، تحدياً في الشبكات الراديوية الإدراكية. في هذه الرسالة، نقترح ثلاث خوارزميات: الأولى تعتمد على التعلم المعزز لتقليل استهلاك الطاقة في شبكة الراديو الإدراكية. تعتمد الخوارزمية الثانية على أساليب مستوحاة من العوامل البيولوجية، وهي: خوارزمية تلقح الأزهار وبحث الوقواق. والخوارزمية الثالثة تعتمد على أساليب دعم القرار باستخدام تقنية ترتيب التفضيل عن طريق التشابه مع الحل المثالي، من خلال هذه الخوارزميات الثلاثة، نسعى إلى إعادة ضبط وتكييف معلمات الراديو أثناء الإرسال وفقاً لاحتياجات المستخدم مع ضمان اقتصاد الطاقة. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها من خلال سلسلة من الاختبارات والمحاكاة بوضوح تفوقاً واضحاً لخوارزمياتنا من حيث جودة الخدمة مع اقتصاد الطاقة بشكل أفضل.

الكلمات المفتاحية: الشبكات الخضراء، الراديو الإدراكية، التحسين متعدد الأهداف، كفاءة الطاقة، خوارزمية التلقح بالزهور، خوارزمية بحث الوقواق، تقنية ترتيب التفضيل عن طريق التشابه مع الحل المثالي، التعلم المعزز.

Table des matières

TABLE DES MATIERES	VI
LISTE DES FIGURES	IX
LISTE DES TABLEAUX	X
LISTE DES ALGORITHMES	XI
LISTE DES ACRONYMES	XII
INTRODUCTION GENERALE	1
PREMIERE PARTIE : CONTEXTE ET METHODES UTILISEES	4
I. CHAPITRE 1 : RESEAUX RADIO COGNITIVE POUR DES COMMUNICATIONS SANS FIL VERTES	6
I.1 INTRODUCTION.....	6
I.2 RESEAUX RADIO COGNITIVE.....	7
I.2.1 <i>La radio cognitive</i>	7
I.2.2 <i>Notions relatives à la radio cognitive</i>	7
I.2.3 <i>Architecture de la radio cognitive</i>	8
I.2.4 <i>Cycle de cognition</i>	10
I.2.5 <i>Les facteurs déterminants du concept des réseaux radio cognitive</i>	12
I.2.6 <i>Domaines d'application de la radio cognitive</i>	15
I.3 ECO-RADIO / GREEN RADIO.....	16
I.3.1 <i>Motivations pour la green radio</i>	16
I.3.2 <i>Définition et objectifs du green networking</i>	17
I.3.3 <i>Les strategies du green</i>	17
I.3.4 <i>Techniques d'économie d'énergie</i>	20
I.4 L'APPORT DE LA RADIO COGNITIVE POUR LE GREEN NETWORKING.....	23
I.4.1 <i>Solutions basées sur l'architecture réseau</i>	24
I.4.2 <i>Solutions basées sur le contrôle des paramètres de la couche physique</i>	24
I.4.3 <i>Solutions basées sur les applications et les services réseaux</i>	26
I.5 CONCLUSION.....	27
II. CHAPITRE 2 : METHODES DE RESOLUTION DE PROBLEMES D'OPTIMISATION	30
II.1 INTRODUCTION.....	30
II.2 LES PROBLEMES D'OPTIMISATION.....	30
II.3 CLASSIFICATIONS DES COMPLEXITES D'UN PROBLEME D'OPTIMISATION.....	33
II.4 CLASSIFICATION DES PROBLEMES D'OPTIMISATION.....	34
II.4.1 <i>Optimisation linéaire vs non linéaire</i>	35
II.4.2 <i>Optimisation sans contraintes vs avec contraintes</i>	35
II.4.3 <i>Optimisation mono-objectif vs multi-objectifs</i>	35
II.4.4 <i>Optimisation déterministe vs stochastique</i>	35
II.4.5 <i>Optimisation unimodal vs multimodale</i>	35

II.5	METHODES DE RESOLUTION DES PROBLEMES D'OPTIMISATION.....	36
II.5.1	<i>Méthodes exactes</i>	37
II.5.2	<i>Méthodes approchées</i>	38
II.5.3	<i>Méthodes d'analyse décisionnelle multicritère</i>	44
II.5.4	<i>Méthodes d'apprentissage</i>	47
II.6	CONCLUSION.....	50
DEUXIEME PARTIE : PROBLEMATIQUE ET CONTRIBUTIONS.....		52
III. CHAPITRE 3 : PRISE DE DECISION BASEE SUR L'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT		54
III.1	INTRODUCTION.....	54
III.2	TRAVAUX CONNEXES	54
III.3	MODELES DE CONSOMMATION D'ENERGIE DANS LES RESEAUX SANS FIL	56
III.4	GREEN COGNITIVE RADIO : APPROCHE PAR APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT	57
III.4.1	<i>Description du problème</i>	58
III.4.2	<i>L'algorithme Q-learning</i>	58
III.4.3	<i>Présentation de l'approche adoptée</i>	61
III.5	SIMULATIONS EFFECTUEES ET RESULTATS OBTENUS	64
III.5.1	<i>Environnement de simulation</i>	64
III.5.2	<i>Résultats obtenus</i>	65
III.6	CONCLUSION.....	69
IV. CHAPITRE 4 : PRISE DE DECISION BASEE SUR LES META-HEURISTIQUES.....		71
IV.1	INTRODUCTION.....	71
IV.2	TRAVAUX CONNEXES	71
IV.3	MODELISATION ET FORMULATION DU PROBLEME.....	72
IV.3.1	<i>Contexte radioélectrique</i>	72
IV.3.2	<i>Formulation du problème</i>	74
IV.3.3	<i>Reformulation en mono-objectif</i>	77
IV.3.4	<i>Modes de transmission</i>	78
IV.3.5	<i>Les contraintes d'optimisation</i>	78
IV.3.6	<i>Complexité du problème</i>	78
IV.4	NOS APPROCHES PROPOSEES	79
IV.4.1	<i>Approche basée sur FPA</i>	79
IV.4.2	<i>Approche basée sur CS</i>	83
IV.5	SIMULATIONS EFFECTUEES ET RESULTATS OBTENUS	86
IV.5.1	<i>Environnement de simulation</i>	87
IV.5.2	<i>Modes de transmission</i>	87
IV.5.3	<i>Résultats obtenus</i>	88
IV.6	CONCLUSION.....	92
V. CHAPITRE 5 : PRISE DE DECISION BASEE SUR LES METHODES D'ANALYSE DECISIONNELLE MULTICRITERES		94
V.1	INTRODUCTION.....	94
V.2	TRAVAUX CONNEXES	94

V.3	CONTEXTE RADIOELECTRIQUE	95
V.3.1	<i>Interférence générée par le SU</i>	95
V.3.2	<i>Taux d'erreur</i>	96
V.3.3	<i>Puissance de transmission</i>	96
V.3.4	<i>Modulation</i>	96
V.3.5	<i>Atténuation</i>	96
V.4	TYPES D'APPLICATION UTILISEES LORS D'UNE TRANSMISSION	96
V.5	FORMULATION DU PROBLEME	97
V.6	L'APPROCHE PROPOSEE	97
V.6.1	<i>TOPSIS</i>	97
V.6.2	<i>AHP</i>	99
V.6.3	<i>Algorithmes proposés</i>	99
V.7	SIMULATIONS EFFECTUEES ET RESULTATS OBTENUS	102
V.7.1	<i>Environnement de simulation</i>	102
V.7.2	<i>Type d'application utilisé</i>	102
V.7.3	<i>Résultats obtenus</i>	102
V.8	CONCLUSION.....	107
	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	108
	LISTE DES PUBLICATIONS	110

Liste des figures

Figure I.1: Le concept des trous de spectre [6].	8
Figure I.2: Architecture de la radio cognitive [7].	8
Figure I.3: Protocoles utilisés par la radio cognitive [12].	10
Figure I.4 : Cycle de Cognition de Mitola [13].	12
Figure I.5 : Composantes de la radio cognitive [12].	12
Figure I.6 : Accès coopératif et non-coopératif [12].	14
Figure I.7 : Taux de nœuds actifs par rapport à la charge du trafic.	18
Figure I.8 : Exemple de l'utilisation de la connectivité sélective.	19
Figure I.9 : Différents profils de consommation d'énergie [22].	20
Figure I.10 : Techniques d'économie d'énergie selon les couches réseaux [24].	21
Figure I.11 : Illustration des modes de fonctionnement et de la consommation d'énergie [24].	22
Figure I.12 : Utilisation d'un proxy pour l'échange de données au moment où le client est en mode veille [24].	23
Figure I.13 : Compromis : largeur de bande, puissance de transmission, distance et débit [38].	25
Figure II.1: Domaine admissible et non admissible [49].	31
Figure II.2 : Optimum global vs Optimums locaux [49].	32
Figure II.3: Processus d'optimisation [49].	33
Figure II.4 : Classification des problèmes d'optimisation [52].	34
Figure II.5 : (a) Fonction unimodal. (b) Fonction multimodal [49].	36
Figure II.6 : Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation [58].	37
Figure III.1 : Modélisation de la consommation d'énergie dans un réseau de capteurs [116].	57
Figure III.2 : Composants du Q-Learning.	59
Figure III.3 : Processus Q-learning.	60
Figure III.4 : Temps moyen de recherche dans la RC classique vs RC avec Q-learning pour les 3 découpages.	65
Figure III.5 : Consommation d'énergie de la RC et de la RC_Q-learning dans les trois découpages.	66
Figure III.6 : Taux de réduction de la consommation d'énergie.	67
Figure III.7 : Impact de l'apprentissage par renforcement sur les interférences.	68
Figure IV.1 : Le scénario de coexistence entre PU et SU dans un système de communication multi porteuses [49].	72
Figure IV.2 : La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation	76
Figure IV.3 : La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation d'énergie (PSK).	77
Figure IV.4: Convergence de la fonction fitness dans les trois modes utilisant l'algorithme FPA.	88
Figure IV.5 : Convergence de la fonction fitness dans les trois modes utilisant l'algorithme CS.	89
Figure IV.6 : Le temps d'exécution de l'algorithme FPA dans les trois modes.	90
Figure IV.7 : Le temps d'exécution de l'algorithme CS dans les trois modes.	90
Figure IV.8 : Convergence de fitness dans les trois modes pour FPA et CS.	91
Figure V.1 : Temps d'exécution de l'algorithme en fonction du nombre de sous-porteuses.	103
Figure V.2 : Valeurs moyennes de puissance de transmission utilisées dans CR et CR_AHP-TOPSIS.	104
Figure V.3 : Impact d'AHP-TOPSIS sur les interférences générées.	105
Figure V.4 : Impact d'AHP-TOPSIS sur le taux d'erreur.	105
Figure V.5 : Taux de réduction.	106

Liste des Tableaux

Tableau II.1 : Tableau de décision.....	45
Tableau III.1 : Les applications utilisées.	61
Tableau III.2 : Exemple de quelques canaux.	62
Tableau III.3 : Les découpages utilisés.....	64
Tableau III.4 : Récapitulatif de l'énergie consommée dans la RC et la RC_Q.	66
Tableau IV.1 : Définition des différents paramètres.....	75
Tableau IV.2 : Relations entre les paramètres de transmission et les objectifs.....	76
Tableau IV.3 : Modes de transmission.....	87
Tableau V.1 : Vecteur poids de chaque type d'application	102

Liste des algorithmes

Algorithme III.1: Pseudo code pour le calcul de la matrice R.....	62
Algorithme III.2: Pseudo code pour le calcul de la matrice Q.....	63
Algorithme III.3: Pseudo code pour l'utilisation de la matrice Q.....	63
Algorithme IV.1: Pseudo code de l'algorithme FPA	81
Algorithme IV.2: Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive.....	81
Algorithme IV.3: Évaluation de la fonction objectif.....	81
Algorithme IV.4: FPA pour l'optimisation de la QoS du SU.....	82
Algorithme IV.5: Pseudo code de l'algorithme de la recherche coucou.....	84
Algorithme IV.6: CS pour l'optimisation de la QoS du SU.....	85
Algorithme V.1: OFFLINE-AHP pour le calcul des poids des critères.....	99
Algorithme V.2: Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive.....	100
Algorithme V.3: Adaptation de l'algorithme AHP-TOPSIS pour l'optimisation QoS-EE dans un système RC-OFDM.....	101

Liste des Acronymes

4G	La quatrième génération
5G	La cinquième génération
ACT-R	Adaptive Control of Thought-Rational
AHP	Analytic Hierarchy Process
ANN	Artificiel Neurone Network
APC	Adaptive Power Control
ASK	Amplitude Shift Keying
AWGN	Additive White Gaussian Noise
CDMA	Code Division Multiple Access
CFBS	Femtocell Base Station
CPU	Central Processing Unit
CRN	Cognitive Radio Network
CS	Cuckoo Search
EE	Energy Efficiency
EMI	ElectroMagnetic Interference
EMC	ElectroMagnetic Compatibility
FPA	Flower Pollination Algorithm
FSK	Frequency-Shift Keying
GES	Gaz à Effet de Serre
GN	Green Networking
GSA	Gravitational Search Algorithm
IA	Intelligence Artificielle
IoT	Internet of Things
IPTV	Internet Protocol TeleVision
LTE	Long Term Evolution
LTM	Long Term Memory
MAC	Media Access Control

MCDA	Multiple-Criteria Decision Analysis
MCDM	Multi-Criteria Decision-Making
MDP	Markov Decision Process
ML	Machine Learning
OBR	Ontology Based Radio
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
PAT	Power Adaptive Transmission
PPP	Processus Ponctuel de Poisson
PSO	Particle Swarm Optimization
PU	Primary User
QoI	Quality of Information
QoS	Quality of Service
RC	Radio Cognitive
RF	Radio Frequency
SDN	Software Defined Network
SDR	Software Defined Radio
SE	Spectrum Efficiency
SOAR	State, Operator And Result
SP	Sensory Perception
STM	Short Term Memory
SU	Secondary User
TIC	Technologies de l'information et de la communication
TOPSIS	Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
UWB	Ultra WideBand
WRAN	Wireless Regional Area Network

Introduction générale

Contexte et motivation

Les technologies de l'information et de la communication (TIC) sont de plus en plus omniprésentes dans la plupart des activités humaines, et sont considérées principalement en termes de leurs contributions à la productivité de l'économie et à notre bien-être. Cependant, avec la nécessité de réduire nos émissions globales de CO₂ pour protéger notre environnement et l'augmentation constante du coût de l'énergie, l'empreinte carbone de ces technologies est devenue un souci majeur. Aujourd'hui, l'un des chiffres les plus connus, et largement diffusé, indique que l'impact énergétique des TIC est évalué à 2 % des émissions de gaz à effet de serre (équivalent à celles de l'aviation dans le monde entier) ; dans les pays fortement industrialisés, ce chiffre peut atteindre jusqu'à 10 %. De plus, l'énergie consommée par les TIC augmente d'environ 15 à 20 % chaque année. Le développement de nouveaux types d'applications telles que l'IPTV, nouveaux usages comme les réseaux ubiquitaires et l'explosion du volume de trafic de données sur 4G/LTE et bientôt les réseaux 5G, suggérerait que cette consommation ne devrait pas ralentir de sitôt. Or, à l'heure actuelle, la consommation d'énergie est loin d'être optimisée. Les réseaux de communication sont généralement surdimensionnés et conçus avec une capacité redondante. De nombreux périphériques réseau consomment une quantité considérable d'énergie, même lorsqu'ils ne sont pas fortement utilisés, voire pas utilisés du tout. C'est par exemple le cas des stations de base dans les réseaux cellulaires.

Le concept « Green Networking » (GN) a récemment émergé. Cela englobe toutes les approches et mesures employées pour réduire le volume des émissions de gaz à effet de serre dues au processus de communication. Ainsi, il recouvre les dispositifs qui autorisent une réduction de la consommation d'énergie. Ce qui provoquera la minimisation du volume de gaz CO₂ émis par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre. Pour mener à bien cette mission, il faudra appliquer autant que possible l'utilisation des énergies renouvelables dans les TIC. Une autre piste écologique consiste à élaborer des composants de faible puissance, aptes à offrir le même niveau de performance. Or, ce n'est pas la seule piste : revoir l'architecture d'un réseau elle-même, en délocalisant l'équipement d'un réseau vers des emplacements stratégiques, peut également entraîner des économies. Par exemple, d'imminentes entreprises des TIC telle que Google, ont déplacé leurs serveurs sur les rives du fleuve Columbia afin de profiter de l'énergie offerte par l'hydroélectricité des centrales à proximité. Traditionnellement, les systèmes de réseaux ainsi que les réseaux eux-mêmes sont façonnés et dimensionnés selon des principes qui sont intrinsèquement en opposition avec des objectifs de réseau vert : à savoir, le sur-provisionnement, la redondance et la tolérance aux pannes. Le travail des périphériques ajoutés à l'infrastructure est de prendre la relève quand un autre dispositif tombe en panne, ce qui s'ajoute à la consommation d'énergie globale.

Contributions

Afin de fournir des solutions à cette problématique, la radio cognitive (RC) est apparue dans la plupart des travaux liés au green networking. Elle est représentée tel un équipement à base de radio logicielle, capable de prendre conscience de son environnement et de s'y adapter afin d'assurer une gestion optimisée du spectre, tout en satisfaisant au mieux les besoins de

l'utilisateur en termes de qualité de service, et en respectant le cadre de régulation contrôlant l'accès au spectre.

Dans la littérature, l'adaptation intelligente d'une radio cognitive est énoncée sous la forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs doté de contraintes dont la complexité a été démontrée comme étant exponentielle. Dans le but de remédier à ce problème, l'intérêt des algorithmes et approches classiques a été largement reconnu et démontré dans la littérature. Cependant, ils se distinguent par une lente convergence qui s'amplifie avec l'accroissement de la complexité du système (i.e. les systèmes multi-porteuse), ce qui sanctionne littéralement le bon fonctionnement d'une radio cognitive. Par conséquent, le temps de calcul sera considérable impactant négativement par la même occasion la qualité de service offerte à l'utilisateur.

Le domaine de la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs connaît un réel essor vu l'émergence de nouveaux algorithmes appartenant à la classe des approches bio-inspirées, comme : l'algorithme de pollinisation des fleurs (Flower Pollination Algorithm dénotée FPA) et la recherche Coucou (Cuckoo Search dénotée CS). Ainsi que les algorithmes d'apprentissage et les algorithmes d'aide à la décision. Ces algorithmes possèdent un éminent potentiel et un niveau élevé d'efficacité dans la manière de remédier à des problèmes d'optimisation complexes par rapport aux algorithmes et approches classiques. A présent, cette nouvelle génération d'algorithmes est employée avec énormément de succès pour la résolution d'un bon nombre de problèmes d'optimisation. Ayant une motivation basée sur l'apport qui pourrait être apporté par l'utilisation des approches citées plus haut, nous avons comme objectif ultime la proposition de nouveaux algorithmes pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en s'appuyant sur cette nouvelle génération d'algorithmes, dont le challenge est d'optimiser la qualité de service ainsi que l'efficacité énergétique de l'utilisateur secondaire tout en prenant en considération les contraintes liées à l'environnement radio et au cadre de régulation en vigueur.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au concept de green networking et aux solutions apportées par la RC dans ce domaine. Notre première contribution dans cette thèse consiste à trouver un mécanisme qui minimise la consommation d'énergie dans un réseau radio cognitive. Pour cela, nous avons utilisé l'algorithme Q-learning, une technique d'apprentissage par renforcement qui va aider les utilisateurs cognitifs à trouver le canal optimal ayant une faible puissance d'émission en garantissant les besoins de leurs applications. L'objectif est de réaliser une réduction de la consommation énergétique de leurs batteries tout en minimisant les interférences dans le réseau.

Notre deuxième contribution est l'adaptation de deux algorithmes dans un réseau radio cognitive basé sur l'OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing), à savoir : l'algorithme de pollinisation des fleurs et l'algorithme de recherche Coucou. Notre objectif est d'optimiser les performances du réseau afin d'adapter ses paramètres de transmission qui ont été formulés sous la forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs. Nous avons pu intégrer deux contraintes dans l'évaluation des solutions apportées. La contrainte d'interférence générée par l'utilisateur secondaire (SU) et la contrainte de puissance de transmission. L'objectif est de mieux contrôler cette dernière contrainte afin d'améliorer l'efficacité énergétique du réseau pour le rendre de plus en plus vert.

Dans la troisième contribution de cette thèse, nous avons proposé un nouvel algorithme de sélection de spectre basé sur AHP (Analytic Hierarchy Process) et TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) dans les réseaux radio cognitive appuyés sur l'OFDM. L'objectif essentiel est de sélectionner la meilleure sous-porteuse disponible en évaluant ses caractéristiques en fonction des besoins des SUs selon le type de leurs applications utilisées. L'algorithme suggéré permet d'inclure plusieurs critères avec la méthode TOPSIS pour migrer vers une utilisation flexible et inclusive des données pour la décision de sélection de spectre. De ce fait, les bandes de spectrales seront allouées aux utilisateurs secondaires de façon intelligente dans le but d'économiser l'énergie consommée dans le réseau.

Organisation du manuscrit

Ce rapport de thèse est organisé en cinq chapitres :

— Le premier chapitre est consacré à la présentation des réseaux radio cognitive avec leurs fonctionnements, leurs architectures et leurs différents domaines d'application. Il est dédié également au green networking en détaillant les stratégies du green ainsi que les techniques utilisées pour l'économie de l'énergie. La fin du chapitre sera consacrée à l'apport de la radio cognitive pour le Green Networking.

— Lors du deuxième chapitre, et pour mieux cerner notre problématique, nous nous sommes tournés vers les différents aspects liés à l'optimisation ainsi qu'aux diverses approches de résolution existantes dans la littérature.

— Notre première contribution est détaillée dans le troisième chapitre. Nous allons présenter l'algorithme que nous avons adapté pour la prise en charge du problème d'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive. Il s'agit d'une solution basée sur un algorithme d'apprentissage afin de réduire la consommation énergétique des infrastructures de communication pour une meilleure efficacité énergétique.

— Notre deuxième contribution est présentée dans le quatrième chapitre. Nous exposerons un autre volet d'algorithme d'optimisation appuyé sur les méta-heuristiques. Nous nous intéresserons à l'utilisation de deux algorithmes dans un réseau radio cognitive qui sont l'algorithme de pollinisation des fleurs et l'algorithme de recherche Coucou.

— Notre troisième contribution est détaillée dans le cinquième chapitre. Nous allons explorer un troisième volet d'algorithme d'optimisation pour une meilleure adaptation des paramètres de la radio cognitive ainsi qu'une meilleure efficacité énergétique. Nous nous intéressons à l'utilisation d'un algorithme axé sur AHP et TOPSIS.

Afin d'illustrer l'apport de nos algorithmes et pour évaluer les performances, les résultats obtenus suite aux simulations et aux tests effectués seront exposés dans chaque fin de chapitre. Nous concluons cette thèse par l'ensemble des améliorations apportées par nos contributions. Nous donnerons quelques suggestions et perspectives pour d'éventuels travaux futurs.

Première partie :
Contexte et méthodes
utilisées

CHAPITRE 1 : Réseaux radio cognitive pour des communications sans fil vertes

I. CHAPITRE 1 : Réseaux radio cognitive pour des communications sans fil vertes

I.1 Introduction

L'essor de technologies nouvelles se doit de subvenir aux besoins du moment et de la disposition de la technique. Ce qui nous a incité à changer de cap : ainsi la radio analogique est devenue numérique. Avec toutes les avancées qui se sont répercutées du côté de la qualité, la rapidité et la fiabilité du transport de l'information mais aussi au niveau de la capacité du réseau.

Avec le temps, des solutions techniques novatrices ont pu naître, vu l'amplification des besoins. Ceci a amené à la concrétisation de l'idée de radio logicielle. Au commencement, cette radio fut confectionnée uniquement pour des raisons militaires mais qui s'est graduellement tournée vers le domaine civil. La radio cognitive correspond à l'étape suivante et le jaillissement de ce paradigme est à relier automatiquement au besoin de faire face à toute nouvelle complexité relative à l'environnement du terminal radio.

La RC s'est manifestée comme une technologie clé ouvrant et autorisant un accès opportuniste au spectre tout en répondant directement à la nécessité de gérer l'environnement du terminal radio.

Par ailleurs, étant donné l'évolution et l'utilisation constante des TIC, un coût important de consommation d'énergie fossile est attendu. Ainsi, l'environnement en subit les conséquences car comme toute technologie, les émissions de gaz « CO₂ » sont inévitables. Il est possible de considérer la pollution dans le domaine des communications selon ces trois axes principaux : la dissipation d'énergie, la radiation électromagnétique et les déchets. L'impact énergétique des TIC est évalué à 2% d'émissions de gaz participant à l'effet de serre (équivalentes à celle de toute l'aviation dans le monde) [1].

Le monde du marketing et de l'économie pousse les industries à démontrer leur intérêt pour la réduction de la consommation d'énergie. D'innombrables secteurs traitant de multiples domaines se précipitent sur cette cause tels que les concepteurs d'électronique, le secteur de la technologie de l'information et de la communication, et par-dessus tout le domaine des réseaux. Les centres de données et de l'infrastructure des réseaux à titre d'exemple, impliquent une haute performance et une disponibilité des machines. Ils puisent leur énergie à partir d'appareils puissants, qui nécessitent une climatisation consommatrice d'énergie pour soutenir leur opération, et qui sont organisés dans une architecture redondante.

La science comprend dès lors un nouveau terme, celui du « Green Networking » qui est l'écologisation des technologies. Des chercheurs ont pu faire d'enrichissants travaux au sujet de l'énergie dépensée inutilement. Le GN est apte à métamorphoser les processus de communication et les TIC.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les réseaux radio cognitive avec leurs fonctionnements, leurs architectures et leurs différents domaines d'application. Ensuite nous nous intéresserons au green networking en détaillant les stratégies du green ainsi que les techniques utilisées pour l'économie de l'énergie. La fin du chapitre sera consacrée à l'apport de la radio cognitive pour le Green Networking

I.2 Réseaux radio cognitive

I.2.1 La radio cognitive

Les termes « radio logicielle » et « radio cognitive » ont pu être mis en avant grâce à Mitola [2]. La radio logicielle est généralement une radio multi bande qui prend en charge plusieurs protocoles et interfaces air et qui est reconfigurable par le biais de logiciel exécuté sur un microprocesseur [3]. La radio cognitive est l'évolution de tels appareils par le biais de l'ajout d'une couche d'intelligence qui permet de mieux répondre aux besoins de l'utilisateur du réseau. En outre, la radio cognitive spécifiée par Joseph Mitola distingue un système sans fil doté d'une certaine intelligence l'autorisant à :

- (a) détecter les besoins de l'utilisateur en fonction du contexte de communication.
- (b) ajuster de manière dynamique ses paramètres radio afin de fournir des ressources plus appropriées à ces besoins.

C'est pourquoi, une radio cognitive est un appareil intelligent qui a la faculté d'analyser le spectre radioélectrique environnant pour détecter les possibilités d'accès au spectre. Il se sert d'une technique intelligente qui repose sur l'apprentissage cumulatif pour définir quel trou de spectre utiliser, de façon à ne pas altérer les systèmes environnants. Afin de coexister avec n'importe quel système de communication et de s'adapter à toute condition de canal, une flexibilité se doit d'être présente. A cet effet, il doit être capable de diversifier ses paramètres de fonctionnement tels que le schéma de modulation et de codage pour parvenir à la meilleure qualité de service possible sur le canal.

I.2.2 Notions relatives à la radio cognitive

Avec la survenue de la technologie radio cognitive, des concepts inédits ont jailli. Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques-uns de ces concepts qui vont faciliter la compréhension de la suite de ce travail.

a. Utilisateurs primaires/secondaires

La présence d'appareils radio cognitive partage les utilisateurs du spectre en deux catégories, à savoir, les utilisateurs primaires (sous licence) et les utilisateurs secondaires (sans licence et cognitifs). Les utilisateurs primaires sont les utilisateurs titulaires originaux qui peuvent accéder à leurs bandes de fréquences dédiées inconditionnellement, à tout moment ou lieu. Les utilisateurs secondaires sont les utilisateurs de la radio cognitive qui ont accès aux bandes de fréquences de manière opportuniste à condition de ne pas affecter la transmission des utilisateurs primaires. L'utilisateur primaire demeure prioritaire pour l'accès au spectre. L'utilisateur secondaire doit impérativement abandonner sa transmission sur un canal si un utilisateur primaire veut l'utiliser. Dans ce rapport on utilisera les termes SU ou CR pour distinguer le terminal radio cognitive.

b. Trous de spectre (spectrum holes)

Ce terme a été déterminé dans [4] comme une bande de fréquences non utilisée par l'utilisateur primaire (PU) à une durée spécifique ou à un certain emplacement géographique spécifique. Cette définition peut s'étendre pour introduire d'autres dimensions. En effet, un trou du spectre peut être une bande de fréquences, un time slot, une polarisation ou un code, ou peut être une combinaison de ceux-ci. Dans [5], les trous du spectre ont été classés en trois types:

- Espaces noirs, qui sont littéralement consacrés aux utilisateurs primaires.
- Espaces gris, qui sont occupés par des brouilleurs de faible puissance telles que les dispositifs UWB à courte portée.

- Espaces blancs, qui sont libres d'interférences à l'exception du bruit ambiant.

Le principe de la radio cognitive se base avant tout sur la localisation et la transmission des données de l'utilisateur secondaire sans troubler la transmission primaire.

La figure I.1 illustre ce concept.

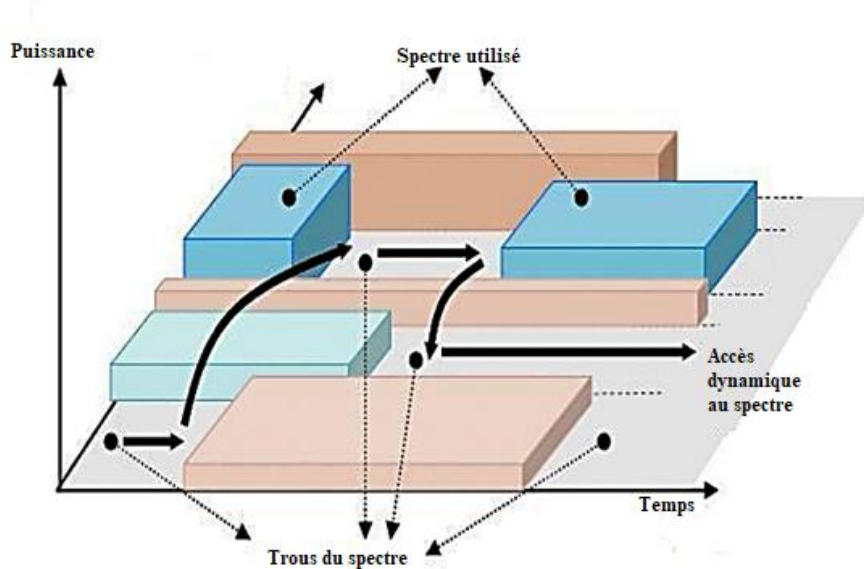


Figure I.1: Le concept des trous de spectre [6].

I.2.3 Architecture de la radio cognitive

La structure de la radio cognitive serait cette harmonie de maintes lois de conception grâce à laquelle une multitude distincte de composants produit un enchainement de fonctions, de produits et de services. Telle est l'explication fournie par [7].

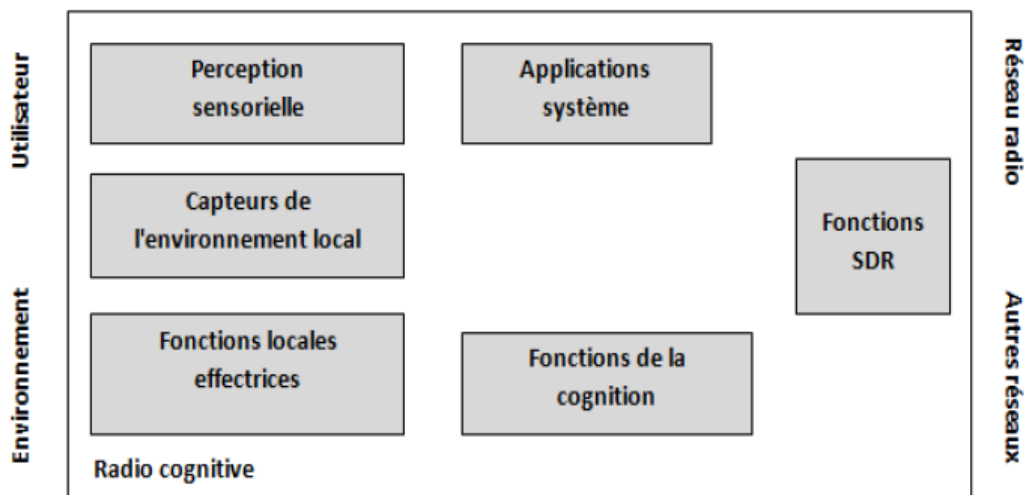


Figure I.2: Architecture de la radio cognitive [7].

L'architecture d'une radio cognitive se base sur les six composantes fonctionnelles suivantes (voir la Figure I.2) :

- La perception sensorielle (Sensory Perception : SP) de l'utilisateur qui inclut l'interface haptique (du toucher), acoustique, la vidéo et les fonctions de détection et de la perception.

- Les capteurs de l'environnement local (emplacement, température, accéléromètre, etc.).
- Les applications système (les services médias indépendants comme un jeu en réseau).
- Les fonctions SDR (qui incluent la détection RF et les applications radio de la SDR).
- Les fonctions de la cognition (pour les systèmes de contrôle, de planification, d'apprentissage).
- Les fonctions locales effectrices (synthèse de la parole, du texte, des graphiques et des affichages multimédias).

L'architecture cognitive détermine la structure d'un système ou d'un agent intelligent. Une proposition de boucle OODA (Observer, Orienter, Décider et Agir) utilisant la RC a été initialement proposée par Mitola [7]. Puis Haykin [5] a décrit une architecture simple pour l'accès dynamique au spectre en mettant l'accent sur le besoin qu'un nœud RC soit conscient de son environnement afin de ne pas tomber dans les interférences.

Les auteurs dans [8] pensent que le comportement des utilisateurs secondaires (SUs) peut être honnête ou malhonnête. Ce qui les a menés à suggérer une nouvelle approche pour la détection du spectre dans le but d'identifier le comportement malhonnête du SU. Pour ce faire, les scientifiques ont approuvé une infrastructure centralisée où les SUs ne sont pas aptes à communiquer avec les PUs directement. Or la communication se fera entre les stations de base respectives des PUs et SUs. Autrement dit, des réseaux de PUs existent qui communiquent entre eux à travers une station de base qu'ils ont nommé PUBS, idem pour les SUs (SUBS), c'est alors que la communication se fera entre PUBS et SUBS uniquement.

Les auteurs dans [9] ont synthétisé les diverses architectures cognitives possibles telles que (ACT-R, SOAR...). En effet, ils se sont appuyés sur l'architecture donnée par [10] et ont développé une solution OBR (Ontology Based Radio) pour l'architecture et le développement de la RC sachant que le processus interne dans OBR est établi sur la boucle OODA. Les auteurs ont détaillé que la partie « observation » prend en compte non seulement les mesures du spectre mais aussi les entrées des autres capteurs.

Il existe également l'architecture proposée dans [11] qui est faite de trois sous-systèmes : un émetteur/récepteur numérique configurable, un module pour la détection du spectre et un module pour le contrôle et la gestion de la communication.

L'architecture du protocole de la radio cognitive est étayée dans la figure I.3. Dans la couche physique, le RF est mise en œuvre à base de radio définie par logiciel. Les protocoles d'adaptation de la couche MAC, réseau, transport, et applications doivent être préparés aux variations de l'environnement radio cognitive. Les protocoles d'adaptation devraient particulièrement examiner l'activité du trafic des principaux utilisateurs, les exigences de transmission des utilisateurs secondaires, et les variations de qualité du canal.

Afin de relier tous les modules, un contrôle radio cognitive est de mise pour installer des interfaces entre l'émetteur/récepteur SDR et les applications et services sans fil. Ce module radio cognitive se sert des algorithmes intelligents pour traiter le signal mesuré à partir de la couche physique, et de recevoir des informations sur les conditions de transmission à partir des applications pour contrôler les paramètres de protocole dans les différentes couches [12].

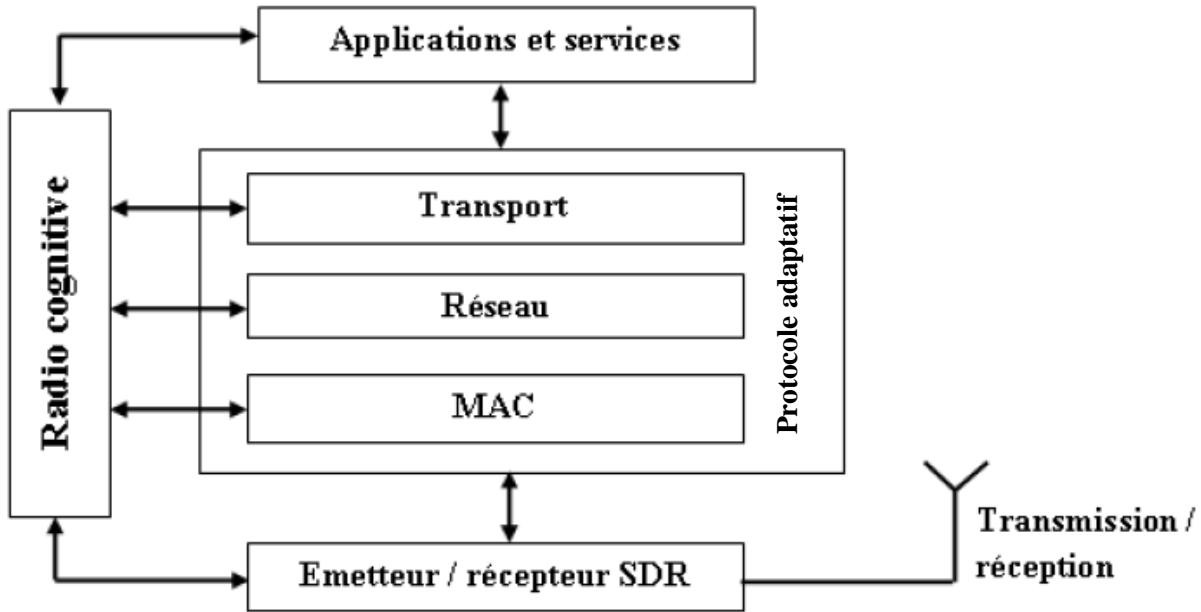


Figure I.3: Protocoles utilisés par la radio cognitive [12].

I.2.4 Cycle de cognition

La cognition est munie d'un cycle qui indique un schéma global détaillant l'assemblage des interactions entre plusieurs modules du système, l'environnement externe n'y échappe pas.

Ce cycle schématise cette composante de manière évidente. Les stimuli pénètrent au sein de la radio cognitive comme des interruptions sensorielles envoyées sur le cycle de la cognition pour une réponse. Méthodique, la radio cognitive observe l'environnement, s'oriente, conçoit des plans, décide pour ensuite passer à l'action [3].

En prenant en compte le cycle de cognition, la radio cognitive arrive à atteindre le niveau d'autonomie souhaité et une capacité de configuration dynamique de ses paramètres. En effet, l'observation (Observe) atteste que tout ce qui l'environne représente une quête d'information, une opportunité de récolter des renseignements lui certifiant la prise de décision (Decide) la plus adéquate. L'orientation (Orient) est une étape primordiale dans l'établissement des priorités, la catégorisation par affinité ou en fonction de la demande et du besoin ainsi que la planification (Plan) des actions concevables. Ce processus transite par l'étape d'apprentissage (Learn) motivé par l'expérience assimilée grâce à l'environnement.

a. Phase d'observation (détecter et percevoir)

La radio cognitive analyse son environnement par l'étude du flux de stimuli entrant. Au moment de l'observation, la radio cognitive allie l'emplacement, la température, le niveau de lumière des capteurs ainsi que ce qui s'en suit pour en conclure un contexte de communication. Ce stade associe ces stimuli à des expériences antérieures pour discriminer les modèles tout au long du temps.

En groupant les expériences, la radio cognitive arrive à se rappeler de chaque opération et garde le souvenir de tout.

b. Phase d'orientation

La phase d'orientation évalue l'importance d'une observation en joignant à celle-ci une liste de stimuli. Cette phase œuvre à l'intérieur des structures de données. Celles-ci qui sont

semblables à la mémoire à court terme (STM), que les gens utilisent pour tenir un dialogue sans pour autant se rappeler de la moindre parcelle. À la même mesure que dans la mémoire à long terme (LTM). Le milieu naturel octroie la redondance nécessaire pour lancer le transfert de la STM à la LTM. Grâce à la reconnaissance des stimuli et de la reliure, l'analogie entre les stimuli courants et les expériences stockées est accomplie. Cette reconnaissance advient lorsqu'il y a une correspondance exacte entre un stimulus courant et une expérience antérieure. Il se peut que la réaction soit appropriée ou dans l'erreur. Tout stimulus se trouve dans un contexte plus large impliquant d'autres stimuli et les états internes, y compris le temps. Dans certains cas, la phase d'orientation engendre une action émise instantanément comme un comportement réactif « stimulus-réponse ». A titre d'exemple, une panne d'électricité, peut immédiatement invoquer un acte qui sauvegarde les données (le chemin « immédiat » de la phase Action sur la figure I.4). Perdre le signal sur un réseau peut invoquer une réaffectation de ressources. Ceci serait possible via le canal marqué « urgent » dans la figure.

c. Phase de planification

La génération d'un plan (dans la phase de plan, la voie normale) se charge de traiter le message entrant provenant du réseau. Le plan engloberait la phase de raisonnement dans le temps. Généralement, les réponses réactives peuvent être soit préprogrammées soit apprises, tandis que les réactions de délibération sont prévues.

d. Phase de décision

Cette étape adopte un plan parmi les plans candidats. A l'aide de la radio, l'utilisateur peut être prévenu d'un message entrant. Elle peut remettre l'interruption à plus tard en fonction des niveaux de QoI (Quality of Information) statués dans cette phase.

e. Phase d'action

Elle lance les processus élus qui utilisent les effecteurs sélectionnés parvenant au monde extérieur ou aux états internes de la radio cognitive. Le passage au monde extérieur repose essentiellement sur la formation de messages qui doivent être envoyés dans l'environnement sous forme audio ou énoncés dans des langages appropriés mais distincts. L'enrichissement de nouveaux modèles aux modèles internes existants, tel est l'ajustement des modèles internes, tâche réalisée par la radio cognitive. L'action élaborant les structures de données appropriées aboutit à l'assimilation des connaissances.

f. Phase d'apprentissage

L'apprentissage résulte de la perception, des observations, des décisions ainsi que des actions. L'apprentissage fondamental est conçu à travers la phase d'observation dans laquelle toutes les perceptions sensorielles sont constamment comparées à l'ensemble de l'expérience antérieure pour perpétuellement compter les événements et se rappeler du temps passé depuis l'ultime événement. Quand un nouveau modèle est produit en retour d'une action, l'apprentissage peut avoir lieu. D'ailleurs, les attentes peuvent se mesurer aux états internes antérieurs et courants dans le but de s'informer de plus belle sur l'efficacité d'un mode de communication [13].

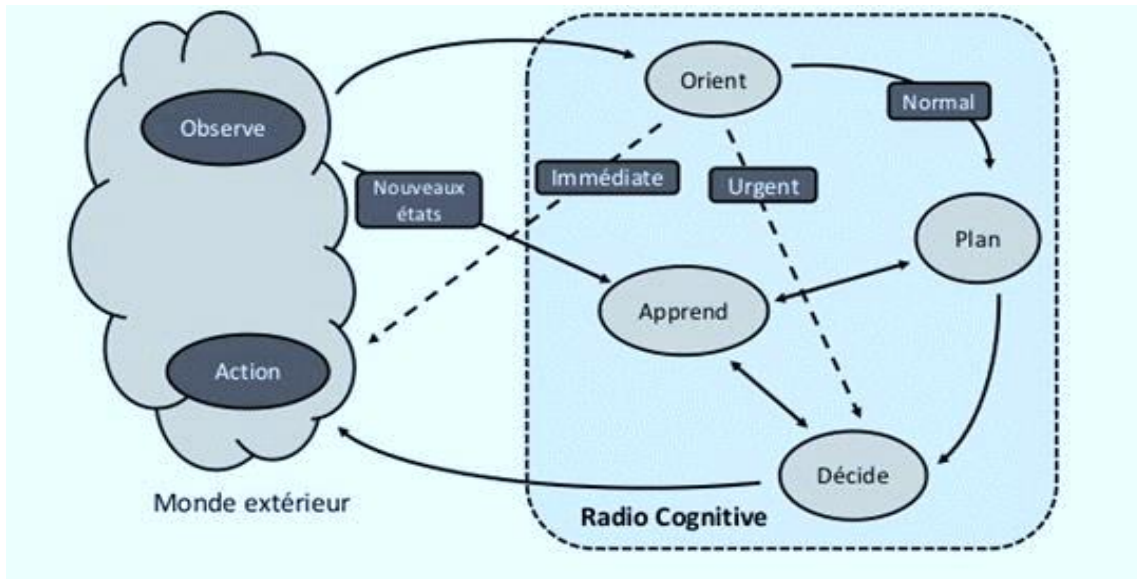


Figure I.4 : Cycle de Cognition de Mitola [13].

I.2.5 Les facteurs déterminants du concept des réseaux radio cognitive

Les différentes composantes d'un émetteur/récepteur de la radio cognitive qui mettent en œuvre ces fonctionnalités sont présentées dans la figure I.5.

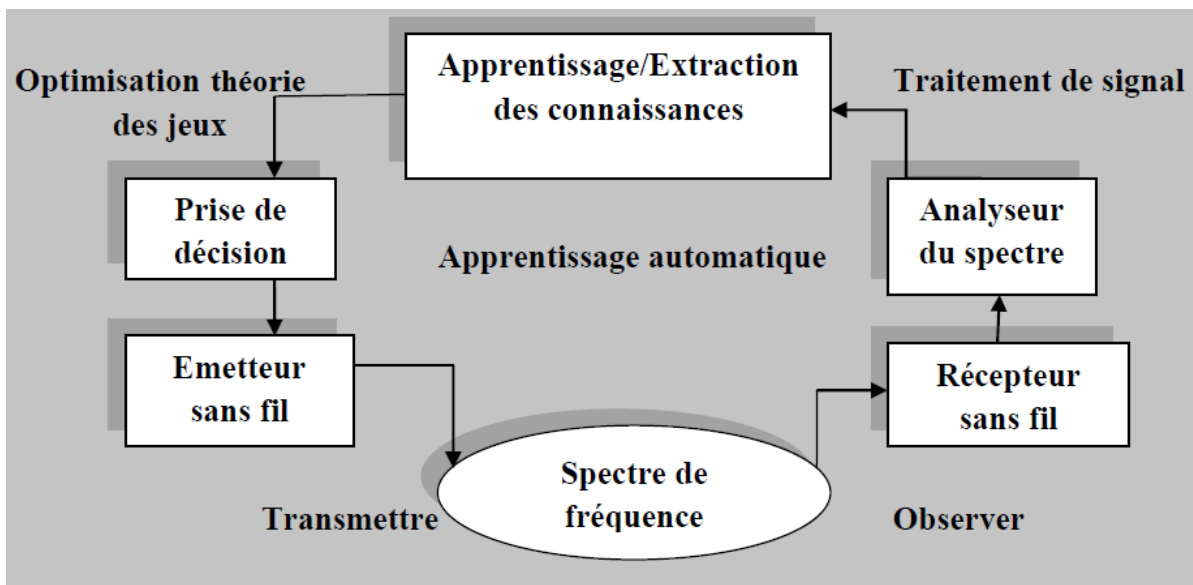


Figure I.5 : Composantes de la radio cognitive [12].

- Emetteur / Récepteur : Demeure le composant principal doté de fonctions du signal de transmission de données et de réception. De plus, il faut savoir que pour étudier l'activité sur le spectre de fréquences (détection du spectre), il faudra l'emploi d'un récepteur sans fil. Les éléments de l'émetteur/récepteur dans le nœud de la RC sont aptes à être changés dynamiquement comme dicté par les protocoles de couches supérieures.
- Analyseur de spectre : il se sert des signaux mesurés pour examiner l'emploi du spectre (détecter la signature d'un signal provenant d'un utilisateur primaire et trouver les espaces blancs du spectre pour les utilisateurs secondaires). L'analyseur de spectre a le devoir de veiller à ce que la transmission d'un utilisateur primaire ne soit pas perturbée si un utilisateur

secondaire choisit d'accéder au spectre. En conséquence, de multiples techniques de traitement du signal peuvent être utilisées pour décrocher des informations sur l'emploi du spectre.

- **Apprentissage et extraction de connaissances :** un minimum de savoir sur l'environnement d'accès au spectre est structuré et maintenu, qui est par la suite utilisé pour optimiser et adapter les paramètres de transmission pour arriver au dessein espéré sous plusieurs contraintes. Les algorithmes d'apprentissage peuvent être exécutés pour l'apprentissage et l'extraction de connaissances.
- **Prise de décision :** la décision sur l'accès au spectre doit être mise en œuvre uniquement si la connaissance de l'utilisation du spectre est inoccupée. La décision optimale est dépendante du milieu ambiant ainsi que du comportement coopératif des utilisateurs secondaires. Il existe de nombreuses techniques menant à la solution optimale, comme la théorie d'optimisation, celle-ci peut être exercée au moment où le système est modélisé comme l'unique entité avec un seul objectif. Or, quant aux modèles de la théorie des jeux, ils peuvent être utilisés à la seconde où le système est assemblé d'entités multiples, chacun ayant son propre but. Lorsque les états du système sont aléatoires, l'optimisation stochastique peut être adoptée. Le mécanisme de construction du système et de mise en œuvre des communications échoue sur une multitude de difficultés techniques qui sont singulièrement basées sur la nécessité d'apporter des modifications aux modèles et au matériel de communication existant. Il ne faut pas négliger qu'il est primordial d'adapter les terminaux ainsi qu'acquérir de nouveaux algorithmes plus performants, dont la consommation d'énergie est maîtrisable. Le terminal radio cognitive devra être capable de fournir les fonctionnalités de reconfiguration automatique. Les fonctions majeures de la radio cognitive peuvent être énumérées de la sorte :

a. Détection du spectre (Spectrum sensing)

Déceler le spectre disponible et le partager sans interférence avec d'autres utilisateurs. La détection des utilisateurs primaires est le procédé le plus opérant afin de trouver les espaces blancs du spectre.

L'un des objectifs de la détection du spectre, surtout pour déceler des interférences, est d'acquérir le statut du spectre (libre /occupé), de manière à ce que le spectre soit consulté par un utilisateur secondaire en vertu de la contrainte d'interférence. Le challenge se trouve bel et bien dans le fait de mesurer l'interférence au niveau du récepteur primaire provoquée par les transmissions des utilisateurs secondaires.

b. Gestion du spectre (Spectrum management)

Intercepter d'excellentes fréquences disponibles pour subvenir aux besoins de communication des utilisateurs. Les radios cognitives devraient choisir la bande de spectre la plus efficace pour répondre aux exigences de qualité de service sur toutes les bandes de fréquences disponibles. C'est pourquoi les fonctions de gestion du spectre sont importantes pour les radios cognitives. Ces fonctions de gestion sont classées comme suit :

▪ Analyse du spectre

Ce qui résulte de la détection du spectre est examiné pour la détermination de la qualité du spectre. L'utilisateur secondaire est apte à accéder au spectre, reste à connaître sa qualité qui se caractérise par le rapport signal/bruit, la durée moyenne et la corrélation de la disponibilité des espaces blancs du spectre. Les renseignements sur cette qualité de spectre disponible à un utilisateur radio cognitive peuvent être approximatifs et bruyants. Des algorithmes d'apprentissage de l'intelligence artificielle sont des méthodes qui peuvent être utilisées par les utilisateurs de la radio cognitive pour l'analyse du spectre.

▪ Décision sur le spectre

Modèle de décision : un modèle de décision est obligatoire pour parvenir au spectre. La complexité de ce modèle varie selon des paramètres considérés lors de l'analyse du spectre. Le modèle de décision devient réellement ardu quand un utilisateur secondaire a plusieurs visées. Prenons comme exemple un utilisateur secondaire, il peut être déterminé pour maximiser son rendement tout en minimisant les perturbations engendrées à l'utilisateur primaire. Les techniques d'optimisation stochastique (le processus de décision de Markov) deviendront un dispositif captivant qui modéliserait et solutionnerait le problème d'accès au spectre au sein d'un environnement radio cognitif.

Compétition / coopération dans un environnement multi-utilisateurs :

La préférence des utilisateurs primaires et secondaires a une influence sur la décision du spectre d'accès, une fois qu'ils demeurent dans le système. Ces utilisateurs peuvent être coopératifs ou pas dans l'accès au spectre.

Dans un contexte non-coopératif, chaque utilisateur a un but approprié. En revanche, dans un contexte coopératif, tous les utilisateurs peuvent coopérer pour arriver à un seul objectif. Par exemple, il peut y avoir une concurrence entre quelques utilisateurs secondaires dans l'unique but d'atteindre le spectre radio (par exemple, O1, O2, O3, O4 dans la figure I.6) de manière à ce que leur débit individuel soit maximisé. Pendant que les utilisateurs secondaires sont en compétition, ils s'assurent que l'interférence causée à l'utilisateur primaire soit acceptable. La théorie des jeux est l'outil le plus adapté pour se saisir de la solution d'équilibre pour le problème du spectre dans un scénario pareil. Dans un environnement coopératif, les radios cognitives se mettent d'accord les unes avec les autres dans la prise de décision afin d'accéder au spectre et de maximiser une fonction objectif commune en prenant en considération les contraintes. Dans ce genre de déroulement, un contrôleur central peut coordonner la gestion du spectre.

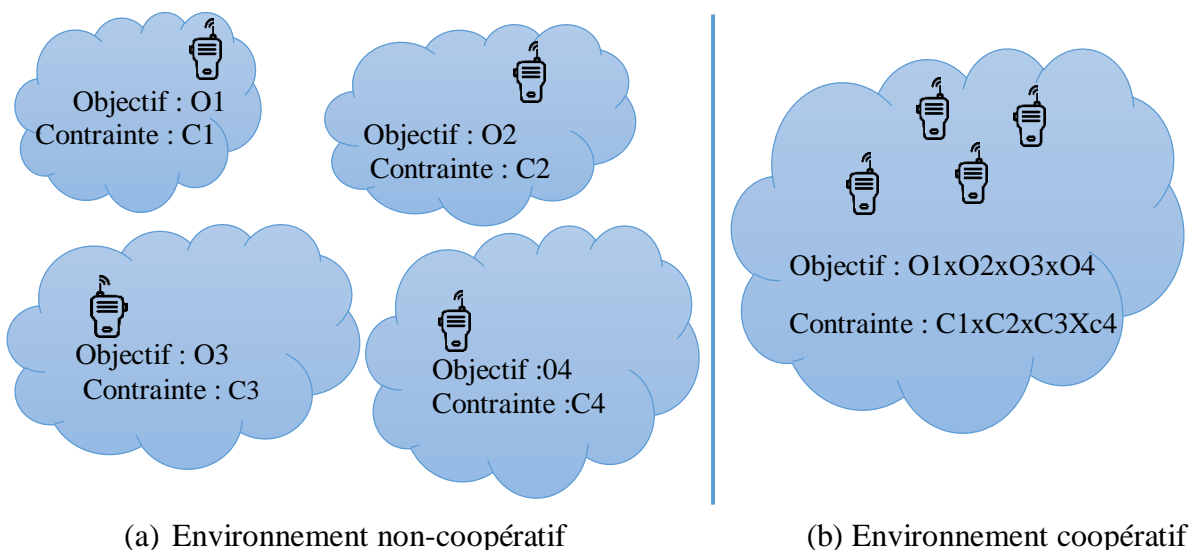


Figure I.6 : Accès coopératif et non-coopératif [12].

Mise en œuvre distribuée du contrôle d'accès au spectre :

Tout utilisateur peut atteindre une décision optimale de manière indépendante en analysant le comportement (historique / action) des autres utilisateurs du système, lorsqu'il réside dans un cadre multi-utilisateurs distribué dédié à un accès non-coopératif. Dès lors, un algorithme

distribué est primordial pour un utilisateur secondaire pour que la décision d'accès au spectre soit réalisée de façon autonome.

c. Mobilité du spectre (Spectrum mobility)

C'est le mécanisme qui autorise l'utilisateur de la radio cognitive à modifier sa fréquence de fonctionnement. Les réseaux radio cognitive tentent de se servir du spectre de manière dynamique en permettant à des terminaux radio de fonctionner dans la meilleure bande de fréquence disponible, de garder les exigences de communication transparentes au cours de la transition vers une meilleure fréquence.

▪ Recherche des meilleures bandes de fréquences

Un utilisateur doit être capable de passer à d'autres bandes de fréquences, pour ce faire, la radio cognitive se doit de maintenir une trace des bandes de fréquences disponibles. Au moment de la transmission par un utilisateur secondaire, l'état de la bande de fréquences doit être respecté.

▪ Auto-coexistence et synchronisation

Un duo de questions doit être pris en considération quand un utilisateur secondaire accomplit un transfert de spectre. Le canal cible ne doit pas être utilisé par un autre utilisateur secondaire (l'exigence d'auto-coexistence), et le récepteur de la liaison secondaire correspondante doit être informé de la non-intervention du spectre (la demande de synchronisation) [12].

I.2.6 Domaines d'application de la radio cognitive

La théorie de la radio cognitive peut être apposée à une diversité de scénarios de communication sans fil, nous allons en présenter quelques-uns :

a. Les réseaux sans fil de prochaine génération : une technologie clé, telle devra être la radio cognitive pour la prochaine génération de réseaux sans fil hétérogènes. La radio cognitive apportera d'ingénieuses informations pour l'utilisateur et pour le fournisseur d'équipements. Pour l'utilisateur, un dispositif mobile avec des interfaces d'air multiples (WiFi, WiMAX, cellulaires) est dans la capacité d'examiner l'état des réseaux d'accès sans fil (la qualité de transmission, débit, délai) et de décider au sujet de la sélection de l'accès au réseau afin d'établir une communication. Quant au fournisseur, les ressources radio de plusieurs réseaux peuvent être optimisées pour la totalité des utilisateurs de mobiles et de leurs exigences de QoS (Qualité de Service).

b. Coexistence de différentes technologies sans fil : les nouvelles technologies sans fil (IEEE 802.22) sont en cours de conception pour la réutilisation des fréquences radio allouées à d'autres services sans fil (service TV). La radio cognitive représente un aboutissement de sorte à créer une coexistence entre ces différentes technologies et services sans fil. Par exemple, IEEE 802.22, basée sur les utilisateurs WRAN peut utiliser efficacement la bande TV du moment où il n'y a pas d'utilisation du téléviseur à proximité ou quand une station de télévision ne diffuse pas.

c. Services de cyber santé (eHealth services) : pour perfectionner l'efficacité de la prise en charge des patients et la gestion des soins de santé, différentes technologies sans fil sont retenues dans les services de santé. En revanche, la majorité des dispositifs de soins utilisés sont sans fil et sont limités par les EMI (interférences électromagnétiques) et EMC (compatibilité électromagnétique).

Depuis que les équipements médicaux et les capteurs bio signal sont sensibles aux EMI, la puissance d'émission des appareils sans fil doit être minutieusement surveillée. Par ailleurs,

divers dispositifs biomédicaux (équipement et appareils chirurgicaux, de diagnostic et de suivi) se servent de la transmission RF. L'utilisation du spectre de ces dispositifs doit être précieusement choisie dans le but d'éviter toute interférence avec l'autre. Dans ce cas, les concepts de la radio cognitive peuvent être adaptés. Enormément de capteurs médicaux sans fil sont élaborés pour fonctionner dans les ISM (industriel, scientifique et médicale), c'est alors pourquoi ils sont capables d'employer les concepts de la radio cognitive pour choisir les bandes de transmission permettant d'échapper aux interférences.

d. Réseaux d'urgence : les réseaux de sécurité publique et d'urgence bénéficient des concepts de la radio cognitive pour apporter de la fiabilité et de la flexibilité de communication sans fil. A titre d'exemple, dans un scénario de catastrophe, l'infrastructure de communication standard est généralement indisponible, en d'autres termes, un système de communication sans fil adaptatif (soit un réseau d'urgence) peut être obligatoirement conçu pour soutenir la reprise après une catastrophe. Ce genre de réseau peut utiliser le concept de la radio cognitive pour autoriser la transmission sans fil et la réception sur une large gamme du spectre radio.

e. Réseaux militaires : en tenant compte du temps et de l'espace, sans négliger la mission des soldats avec la radio cognitive, les paramètres de la communication sans fil peuvent être appliqués de façon active. Pour mieux comprendre, si quelques fréquences deviennent brouillées ou bruyantes, les dispositifs radio cognitive (émetteurs/récepteurs) sont aptes à investiguer afin de trouver des bandes de fréquence d'accès de rechange pour la communication.

I.3 Eco-Radio / Green radio

I.3.1 Motivations pour la green radio

A ce jour, les TIC ne cessent de progresser. Faire appel à ces technologies exige un coût important de consommation d'énergie fossile, chose qui nous pousse à nous soucier de l'impact négatif sur l'environnement, engendré par les émissions de gaz CO₂ de ces technologies. La pollution dans le domaine des communications peut être structurée selon ces trois axes principaux : la dissipation d'énergie, la radiation électromagnétique et les déchets. L'impact énergétique des TIC est évalué à 2 % des émissions de gaz participant à l'effet de serre (équivalentes à celle de toute l'aviation dans le monde) [1].

Les industries justifient leur intérêt pour la réduction de la consommation d'énergie pour des raisons économiques, voire pour le marketing. De multiples secteurs traitant maints domaines se ruent sur cette cause tels que les concepteurs d'électronique, le secteur de la technologie de l'information et de la communication, et par-dessus tout le domaine des réseaux. Les centres de données et l'infrastructure des réseaux, à titre d'exemple, impliquent une performance et une disponibilité élevées des machines. Ils puisent leur énergie à partir d'appareils puissants, qui nécessitent une climatisation consommatrice d'énergie pour soutenir leur opération, et qui sont organisées dans une architecture redondante. Ces derniers temps, des efforts ainsi que des travaux fructueux ont été réalisés sur la réduction d'énergie dépensée inutilement, qui est habituellement surnommée comme une écologisation des technologies et des protocoles réseau qui ont permis au concept *green networking* de voir le jour. Ce dernier sera capable, en somme, de métamorphoser les processus de communication et les TIC.

Le *green networking* recouvre les dispositifs qui autorisent une réduction de la consommation d'énergie, ce qui va provoquer la minimisation du volume de gaz CO₂ émis par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre.

I.3.2 Définition et objectifs du green networking

Le green networking est un concept nouveau faisant appel aux processus servant à optimiser un réseau afin de le rendre plus efficace en consommation énergétique. Alors, il englobe les procédures qui permettent de réduire la consommation d'énergie, ce qui va engendrer la réduction du volume de gaz CO₂ émis par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre. D'un point de vue technique, il est primordial de préserver le même niveau de performance tout en réalisant une tâche donnée, pour ce faire, une mise en place d'un réseau vert est nécessaire. D'un point de vue purement environnemental, la visée d'un réseau vert est de mettre en avant la minimisation des émissions des GES.

Pour mener à bien cette mission, il faudra appliquer autant que possible l'utilisation des énergies renouvelables dans les TIC. Une autre piste écologique est d'élaborer des composants de faible puissance, aptes à offrir le même niveau de performance. Or, ce n'est pas la seule piste : revoir l'architecture d'un réseau elle-même, en délocalisant l'équipement d'un réseau vers des emplacements stratégiques, peut également entraîner des économies. Par exemple, d'imminentes entreprises des TIC telle que Google, ont déplacé leurs serveurs sur les rives du fleuve Columbia afin de profiter de l'énergie offerte par l'hydroélectricité des centrales à proximité. La quantité et le débit d'eau fournis par la rivière peuvent être par ailleurs utilisés dans les systèmes de refroidissement, expérimentés par Google [14].

I.3.3 Les strategies du green

Pour arriver à réduire la consommation d'énergie dans les réseaux, quelques notions de base ont été déterminées. Ces concepts, découlant du fait que l'énergie consommée par les équipements réseaux n'est pas proportionnelle à leur taux d'utilisation, cherchent à adapter le fonctionnement des réseaux par rapport à leur taux d'utilisation [15]. Nous exprimons ces concepts comme suit :

- La consolidation des ressources dans laquelle nous trouvons les approches liées à la virtualisation et l'adaptation dynamique des infrastructures.
- La connectivité sélective qui tend à solliciter les équipements les moins coûteux en énergie.
- La construction d'équipements efficaces en énergie par l'amélioration des composants électroniques.

Ces paradigmes représentent une manière générale de procéder à la résolution de la problématique de l'énergie dans divers types de réseaux : réseaux cellulaires, réseaux de capteurs, réseaux ad-hoc mobiles ...etc. Nous détaillons dans ce qui suit chaque modèle.

a. Consolidation des ressources

La consolidation des ressources englobe toutes les stratégies de dimensionnement qui visent à réduire la consommation énergétique globale en exploitant les dispositifs sous-utilisés à un moment précis. Plus exactement, vu que le niveau de trafic suit un comportement quotidien et hebdomadaire bien connu dans un réseau [16].

- Infrastructures dynamiques

La consommation en énergie des équipements actuels n'est pas proportionnelle à leur charge de travail. A titre d'exemple, les serveurs de données présentent une importante consommation même dans les périodes les plus faibles en charge. Les infrastructures dynamiques veillent à estimer les besoins en ressources pour adapter dynamiquement la taille des réseaux [17].

La figure I.7 démontre le fonctionnement d'une telle infrastructure où le nombre des nœuds actifs dans les réseaux s'accroît proportionnellement à la charge du trafic.

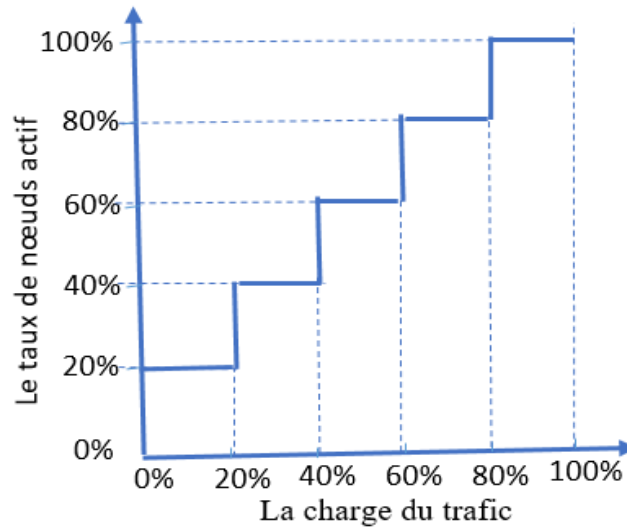


Figure I.7 : Taux de nœuds actifs par rapport à la charge du trafic.

- Virtualisation

La virtualisation repose sur la manipulation de certaines ressources physiques pour le fonctionnement de différentes applications et/ou services. Grâce à la virtualisation, le nombre de périphériques physiques peut être minimisé tout en maximisant leur utilisation. Nous précisons que l'efficacité énergétique d'un équipement augmente avec l'augmentation de son taux d'utilisation [17]. La virtualisation est largement utilisée dans les centres de données. Les serveurs utilisés dans les centres de données sont dotés de processeurs multi-cœur. Un nombre important d'applications ne nécessite pas de telles performances. La virtualisation permet de consolider plusieurs machines virtuelles par l'exécution de différentes applications sur le même serveur physique, pour tirer pleinement profit de celui-ci. Les auteurs dans [18] affirment que, même si le taux d'utilisation du processeur au niveau d'un serveur est de 10%, l'énergie consommée s'élève à environ 60%.

Un exemple de virtualisation est la virtualisation des commutateurs dans les réseaux d'interconnexion des centres de données. Dans ce cas, elle symbolise la réutilisation d'une seule ressource physique par d'autres commutateurs, aussi dits virtuels ; ou bien, la consolidation de plusieurs de ces ressources physiques pour obtenir un commutateur virtuel plus puissant avec davantage de fonctionnalités [19].

b. Connectivité sélective

La connectivité sélective vise à économiser l'énergie en réduisant la charge de travail des ressources gourmandes en énergie. Ces derniers seront mis en veille durant une période définie sinon elles seront sollicitées juste en cas de nécessité pour une tâche particulière. Pendant les moments d'inactivité, les nœuds non-actifs sont changés par d'autres dispositifs moins coûteux en énergie. La figure I.8 présente un exemple de la connectivité sélective où un nœud à grande consommation énergétique est mis au repos après son remplacement par un autre nœud moins coûteux (l'exemple d'un proxy) [20].

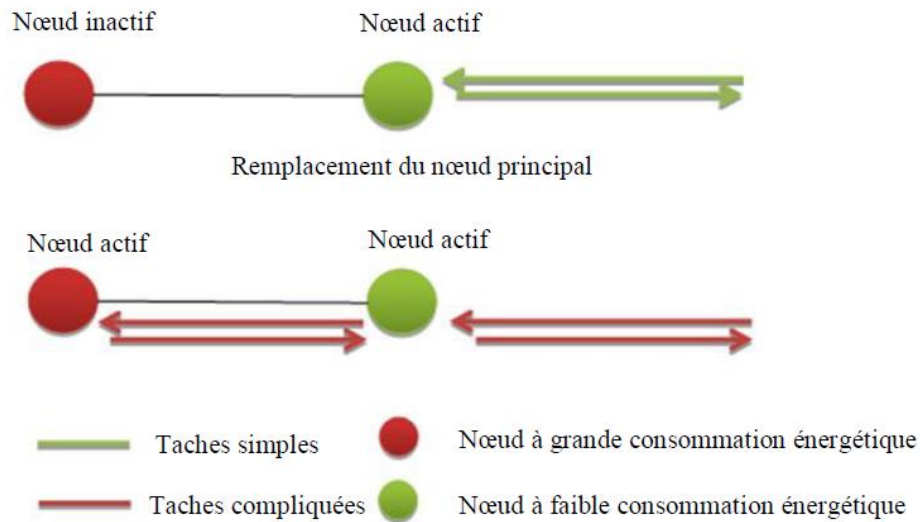


Figure I.8 : Exemple de l'utilisation de la connectivité sélective.

c. Traitement proportionnel à l'énergie

Le traitement proportionnel a été illustré dans [21]. Il peut être adapté à un système dans son ensemble, aux protocoles réseau, ainsi qu'aux dispositifs et sous composants individuels d'un dispositif comme le processeur, la mémoire, les ports des cartes réseau, etc. Pour démontrer ce principe, la figure I.9 représente des profils variés de consommation d'énergie (ou coût) qu'un dispositif peut présenter en fonction de son niveau d'utilisation en termes de débit de transfert des données, nombre d'opérations à effectuer, quantité de données à stocker, etc. Ces différents profils offrent plusieurs possibilités d'optimisation. Les dispositifs agnostiques à l'énergie consommée, dont la consommation d'énergie est constante, indépendamment de leur utilisation, représentent le pire des cas : ces dispositifs peuvent être allumés et consomment une quantité maximale d'énergie, comme ils peuvent être désactivés et consomment peu ou pas d'énergie du tout. Il existe un autre genre de profil de consommation énergétique nommé profil proportionnel pour ce type de profil l'énergie consommée est totalement proportionnelle au niveau d'utilisation [22]. Entre ces deux profils extrêmes, il y a un nombre déterminé de profils intermédiaires qui tentent de se rapprocher le plus possible du profil adéquat.

Les techniques appelées Adaptive Link Rate dans [23], ou l'adaptation de débit des liaisons sont des exemples typiques de traitement proportionnel. La première réduit l'état d'énergie du CPU selon la charge du système, tandis que la deuxième adopte un concept semblable aux interfaces réseau en minimisant leur débit de transmission des données et donc leur consommation, en fonction de la charge de trafic de la liaison.

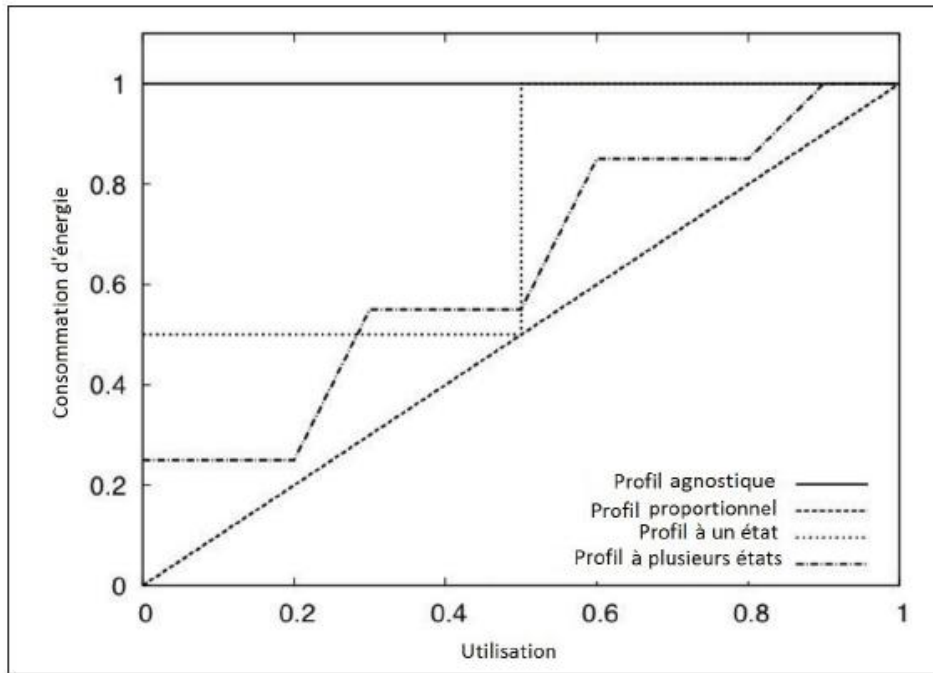


Figure I.9 : Différents profils de consommation d'énergie [22].

Les métriques d'utilisation et d'énergie ont été régularisées et l'axe va de 0 à 1. Ces nombreux profils apportent beaucoup d'opportunités d'optimisation. Agencements agnostiques à énergie, dont la consommation d'énergie est stationnaire, isolément de leur utilisation, sont considérés comme étant le pire cas : ces appareils sont allumés et consomment le maximum d'énergie, ou bien éteints et inefficaces. Mais les appareils particulièrement sensibles à l'énergie possèdent une consommation d'énergie proportionnelle à leur niveau d'utilisation.

I.3.4 Techniques d'économie d'énergie

L'efficacité énergétique peut être réalisée par des approches d'ingénierie qui mettent en place des équipements dotés de nouvelles technologies permettant une consommation d'énergie amoindrie. L'efficacité énergétique peut exister grâce à des solutions allouant une adaptation dynamique du fonctionnement des composants, telles que l'adaptation de la vitesse et/ou la puissance des transmissions. Ceci peut être réalisé en se servant de techniques d'adaptation des débits des liaisons et/ou en gérant dynamiquement la puissance des transmissions.

Dans cette partie, nous abordons d'une façon analytique les techniques utilisées pour l'économie d'énergie dans les réseaux en les regroupant par rapport aux couches réseaux dans lesquelles elles interviennent. Chacune des méthodes citées dans ce qui suit fait partie d'un des principaux paradigmes définis dans la section précédente. La figure I.10, illustre la classification de ces techniques.

Application	La radio cognitive	Applications efficaces en énergie	Utilisation de proxys
Présentation			
Session			
Transport			
Réseau		Infrastructures efficaces en énergie	
Liaison de données			
Physique		Adaptation des débits et des puissances de transmission	

Figure I.10 : Techniques d'économie d'énergie selon les couches réseaux [24].

a. Adaptation des débits

Cette technique est employée majoritairement dans les réseaux Ethernet car les durées à faible charge de trafic sont très courantes, surtout dans les réseaux locaux. Beaucoup de travaux démontrent que la consommation d'énergie des réseaux locaux comporte une certaine autonomie par rapport à leur utilisation à cause des protocoles utilisés pour conserver la connectivité et la synchronisation qui ont besoin d'échanges périodiques de trafic [24].

L'adaptation de débits des liaisons permet de réaliser des changements selon le trafic des débits des liens pour le transport des données. Les approches employant ce genre de méthodes, requièrent quelques rectificatifs comme la mise en œuvre de mécanismes autorisant un changement rapide des débits (mécanismes de négociation) et l'emploi de protocoles de commande pour la modification des débits tels que rendus possible avec le SDN (Software Defined Network) [25].

b. Contrôle de puissance des transmissions

Un bon modèle d'utilisation de ces méthodes est la normalisation des puissances de transmission au niveau de la couche MAC [26] ou bien le «Cell-Zooming» dans les réseaux cellulaires [27]. Économiser de l'énergie en diminuant les tensions des appareils, ainsi que réduire les interférences dans les réseaux sans fil, ceci est permis grâce à la minimisation des puissances de transmission. Finalement, nous pouvons remarquer moins d'erreurs et moins de retransmissions.

Pour certains types d'équipements, comme les réseaux cellulaires, l'adaptation de la puissance de transmission n'engendre pas une grande économie en énergie en raison de certains composants fonctionnant séparément de cette puissance [24]. Pour ce faire, la modification du mode de fonctionnement des équipements (éteindre/allumer) peut être utilisé pour plus d'économie.

Le changement d'état des appareils dans certains réseaux entraîne la perte de connectivité nécessitant un processus de reconnexion lors du réveil. Alors, une quantité estimable d'énergie est gaspillée tout au long de ce processus, les réseaux de capteurs en sont l'exemple.

Des approches prenant en considération ces divers facteurs doivent être établies pour trouver les bons compromis et définir les moments les plus adaptés pour modifier le mode de

fonctionnement des équipements. A titre d'exemple, les auteurs dans [27] traitent ce problème en mettant en place un processus de remplacement. L'approche suggérée consiste à utiliser un proxy qui s'occupe des tâches des équipements éteints.

Il va de soi qu'avec la commutation du mode de fonctionnement et/ou l'adaptation des puissances de transmission, le temps de réponse sera plus important. Par conséquent, un compromis entre la performance et l'économie d'énergie doit être trouvé par l'évaluation des demandes et des besoins des utilisateurs.

La figure I.11 présente un exemple de la consommation d'énergie avec la gestion de la charge de trafic par l'emploi de multiples modes de fonctionnement. Le choix entre éteindre/allumer les équipements et l'adaptation des débits découle de l'infrastructure du réseau et des technologies utilisées. Les carrés représentent la charge de trafic et le fond bleu la consommation d'énergie.

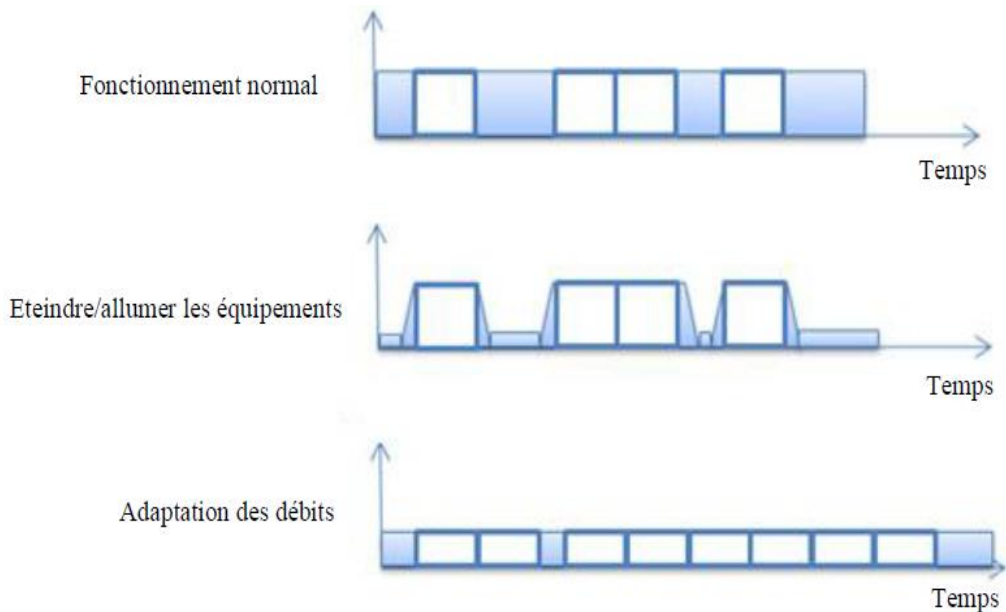


Figure I.11 : Illustration des modes de fonctionnement et de la consommation d'énergie [24].

c. Applications efficaces en énergie

Ces approches fonctionnent au niveau des couches réseau supérieures et se focalisent sur la réalisation des logiciels. L'optimisation de la consommation d'énergie dans ce cas est faite par des logiciels de haut niveau (niveau utilisateur) ou des logiciels de bas niveau. L'optimisation logicielle de bas niveau implique les aspects généraux de l'architecture informatique comme l'optimisation du noyau des systèmes d'exploitation.

Nous signalons parmi ces applications, la version verte de TelNet [28]. Il y a aussi d'autres travaux pour les protocoles réseaux. Les auteurs dans [29] soumettent un algorithme de contrôle dynamique de congestion pour le protocole TCP dans le but de restreindre les pertes et les retransmissions, et donc d'économiser plus d'énergie. Ils étayent, en outre, que la gestion active des fenêtres, qui tend à contrôler la dimension des files d'attente, aide à réduire les pertes tout en améliorant l'utilisation du réseau.

La figure I.12 montre un exemple d'adaptation du protocole TCP par l'introduction d'un proxy pour l'économie de l'énergie [24].

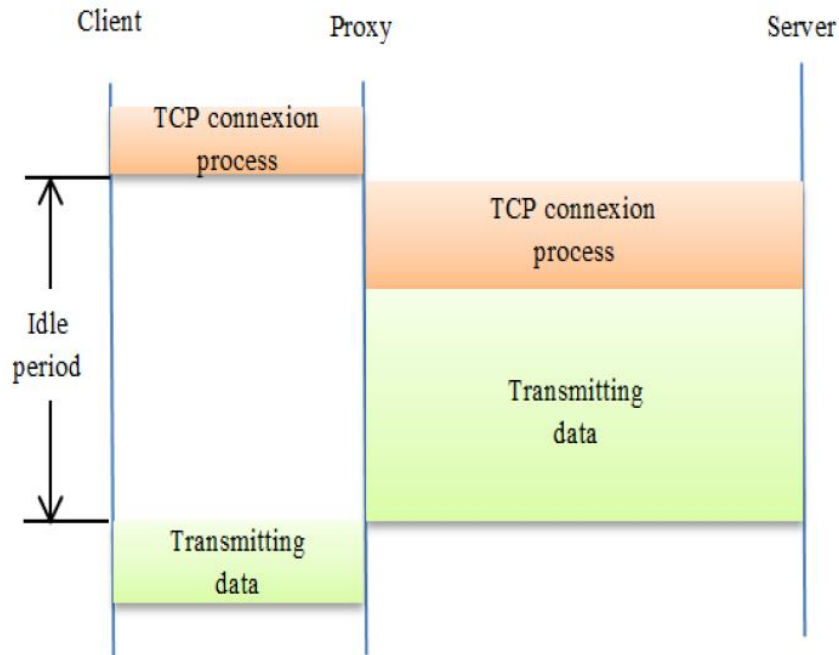


Figure I.12 : Utilisation d'un proxy pour l'échange de données au moment où le client est en mode veille [24].

d. Infrastructures efficaces en énergie

Les réseaux de notre temps moderne sont réputés pour leur sur-approvisionnement. Un taux important d'énergie est accompli par ces réseaux aussi bien dans les périodes à grande charge de trafic que dans les périodes à faible charge. Pour supporter la quantité d'énergie vainement consommée, les scientifiques proposent des algorithmes de routage optimal en énergie par l'adaptation de la densité.

Un intérêt est dédié à l'exploration de l'architecture réseau pour un fonctionnement intelligent.

Quelques études suggèrent une liste des nœuds les plus appropriés pour la mise en place de certaines tâches et/ou pour les éteindre et réduire la densité des réseaux.

Les auteurs dans [30] classifient les approches liées à l'infrastructure des réseaux selon deux principaux axes de recherche. Le premier, nommé « incrémental », convient aux architectures existantes, alors que le second dit « Clean Slate » vise à revoir intégralement les architectures existantes.

I.4 L'apport de la radio cognitive pour le Green Networking

Il existe deux approches élémentaires de l'éco-radio intelligente ou 'Green Cognitive Radio', l'une consiste à utiliser les capacités intelligentes pour maximiser l'efficacité énergétique d'un réseau de communication. L'autre traite l'amélioration de l'efficacité énergétique de l'opération de détection dynamique du spectre. Certes, pour que cette méthode réussisse, les utilisateurs secondaires doivent être constamment à l'écoute du spectre afin de détecter la présence des utilisateurs primaires. Leurs équipements sont alors toujours en état actif, ce qui fait accroître l'énergie consommée à l'intérieur du réseau [17].

Nous exposons dans cette section un état de l'art des solutions retenues pour réduire la consommation d'énergie dans le cadre de ces deux aspects. Nous les répartissons selon leurs objectifs et leurs niveaux d'application dans un réseau de communication mobile.

I.4.1 Solutions basées sur l'architecture réseau

La réduction de la consommation d'énergie pour l'architecture réseau classifie des stratégies de déploiement du réseau cellulaire, également des techniques d'adaptation de la topologie du réseau à la variation du trafic.

Les stratégies de déploiement des réseaux mobiles devaient assurer la performance du réseau en termes d'efficacité spectrale, de couverture ou de capacité. Or, avec l'apparition du besoin de minimisation de la consommation, l'efficacité énergétique est devenue un nouveau challenge à relever [31]. Dans ce contexte, les auteurs dans [32] se sont concentrés sur la simulation d'une zone couverte par un déploiement aléatoire de petites cellules pour desservir des centaines d'utilisateurs dans la zone de simulation. L'efficacité énergétique peut être grandement améliorée en augmentant la densité de la station de base, ce qui signifie que les petites cellules sont une solution prometteuse pour une efficacité énergétique maximale, ainsi que des stratégies de planification dites 'picocells' et 'femtocells' [33] employées pour assurer l'efficacité des coûts. Les 'picocells' et les 'femtocells' sont utilisés globalement au sein des immeubles pour une meilleure couverture interne, elles permettent de rapprocher les terminaux récepteurs des terminaux émetteurs. Grâce à ce rapprochement, se produit la réduction du chemin et donc la réduction de l'affaiblissement du trajet, ceci conduit à minimiser la puissance transmise et donc l'énergie consommée. Lorsqu'une station de base utilise la technique 'femtocell' jumelée avec des capacités de détection de spectre et d'allocation de ressources, elle se transforme en 'Cognitive Femtocell Base Station (CFBS)' qui est reliée à un sous-réseau de 'femtocell' intelligent (Cognitive Femtocell Subnetwork).

Dans [34], les auteurs proposent un agencement inédit pour les réseaux hétérogènes à plusieurs niveaux afin de caractériser les performances de couverture et l'efficacité énergétique et d'examiner la relation inhérente entre eux et la densité de déploiement des petites cellules. Fondé sur un processus ponctuel de Poisson (PPP) et la théorie de la géométrie statistique.

D'autres part, les auteurs dans [35] ont étudié différentes topologies de réseaux de capteurs radio cognitive ZigBee et proposent des topologies appropriées avec des algorithmes éco-énergétiques sensibles au spectre des réseaux de capteurs radio cognitive ZigBee. Un travail récent a été publié par les auteurs dans [36] présentant un nouvel algorithme d'optimisation de réseau sans fil pour les réseaux radio cognitive basé sur un mécanisme de décision de partage de cloud. Trois indicateurs de performance (PKI) clés ont été optimisés : l'utilisation du spectre, la consommation d'énergie et l'exposition. Par rapport à une conception de réseau radio cognitive traditionnel, l'algorithme d'optimisation proposé pour l'architecture basée sur le cloud a réduit la consommation d'énergie du réseau de 27,5 %.

I.4.2 Solutions basées sur le contrôle des paramètres de la couche physique

Nous exposons un premier critère d'achèvement dédié à perfectionner l'efficacité des amplificateurs de puissance dans les équipements étant donné leur forte consommation. En effet, dans une station de base, 50% de l'énergie consommée vient de l'amplificateur [17].

C'est pourquoi des techniques ont été développées pour améliorer son efficacité tout en préservant sa linéarité et sa bande passante, son efficacité mènera à diminuer sa consommation d'énergie. Sans donner de plus amples précisions techniques, nous citons les méthodes de conception d'un amplificateur sous forme de structures dites en mode 'switch' comme la structure 'Doherty' [37], qui permettent d'améliorer l'efficacité d'un amplificateur.

De plus, la radio cognitive doit prendre en considération le lien entre la largeur de bande, la puissance de transmission et la capacité (le débit). Tant que la puissance de transmission est diminuée, le débit de la communication suivra. Bien que ceci puisse être quelque peu compensé

par l'amplification de la largeur de bande du canal, sur la majorité des bandes de fréquences utilisées, il est impossible de le faire. Par ailleurs, il est noté que des transmissions sur des canaux de basse fréquence recouvrent de longues distances en raison de leur résistance à l'atténuation et à l'interférence. D'une manière différente, si deux nœuds mis loin l'un de l'autre ne sont pas à portée de l'autre en se servant d'une fréquence donnée, il est possible en utilisant une fréquence inférieure, et avec la même puissance de transmission, que ces deux nœuds soient aptes à communiquer. En revanche, le débit de cette communication sera sûrement plus faible. En effet, en propageant sur une fréquence inférieure, la largeur de bande est aussi réduite [38].

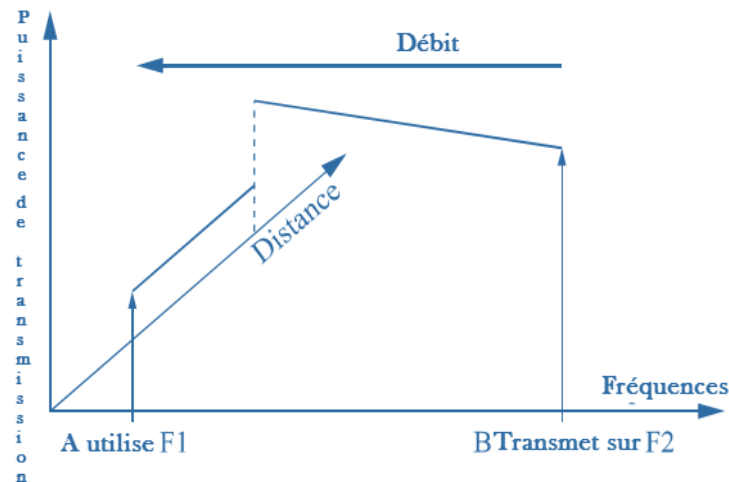


Figure I.13 : Compromis : largeur de bande, puissance de transmission, distance et débit [38].

La figure I.13 montre qu'un nœud radio cognitive A, en choisissant une fréquence basse F1 et avec une faible puissance de transmission, peut effectuer une communication à travers des distances équivalentes à un autre nœud B qui transmet à une puissance plus élevée sur la fréquence F2. Ce qui explique le fait que la radio cognitive, en choisissant dynamiquement les bandes inférieures, peut augmenter la durée de vie des équipements et maximiser l'efficacité énergétique des réseaux. Mais, ce gain de durée de vie se passe aux dépens du débit remporté. Lorsque la bande de fréquences plus basse qui a été sélectionnée, il n'existe point de barrière. Or dans certaines situations, le débit sollicité par la communication ne peut être offert en se servant de basses fréquences. C'est la raison pour laquelle nous sommes contraints d'augmenter la bande de fréquences et la puissance de transmission.

Nous extrayons un autre genre de solutions qui repose sur l'exploitation des techniques et des algorithmes de traitement du signal existants pour optimiser l'efficacité énergétique des communications. Il s'agit des techniques suivantes :

- **Beamforming** : cette méthode existante dans les antennes intelligentes et les systèmes MIMO, permet de créer un lobe direct vers la direction de l'utilisateur récepteur ce qui améliore la puissance d'émission [39]. Les auteurs dans [40] ont étudié une stratégie de beamforming et d'allocation de puissance économe en énergie pour les réseaux hétérogènes cognitifs. Pour maximiser l'efficacité énergétique des utilisateurs secondaires (SU) tout en maintenant les interférences avec les réseaux primaires sous un seuil prédéterminé, les auteurs ont proposé un algorithme d'allocation de ressources distribuées utilisant des méthodes doubles différences, dans lequel chaque SU met à jour son vecteur de beamforming et transmet la puissance de manière itérative sans aucune information partagée jusqu'à convergence.

▪ Technique de contrôle de puissance : le contrôle de puissance en lien descendant par la station de base entraîne la minimisation de la puissance d'émission [41]. Ce procédé est très connu dans les standards de troisième génération tels que l'UMTS également les systèmes dits à accès multiples à répartition par les codes (CDMA). Elle est aussi appelée contrôle de puissance en boucle fermée, son objectif est de conserver une certaine qualité de canal (par exemple le rapport signal sur interférences) proche d'une valeur cible, pour une liaison descendante entre une station de base et une station mobile. Si la qualité du canal calculée est inférieure à la valeur cible, la station de base demande à la station mobile d'augmenter sa puissance de transmission, dans le cas contraire la station de base demande de diminuer la puissance d'émission. Dans [42], les auteurs ont proposé une technique de contrôle de puissance adaptatif (APC) pour un réseau radio cognitive mobile. Cette technique introduit une métrique de transmission adaptative de puissance (PAT) qui surmonte trois problèmes majeurs. Premièrement, les techniques proposées fonctionnent efficacement sur des réseaux sous licence très actifs avec une augmentation marginale du débit de 0,2 Mbps. Deuxièmement, cette technique s'adapte aux exigences de l'utilisateur cognitif en termes d'efficacité énergétique et enfin, la puissance de l'utilisateur primaire est surveillée pour éviter les interférences et maintenir la qualité de service de l'utilisateur primaire.

▪ Codage canal à taux d'erreur constant : cette opération consiste à mettre en exécution le codage canal dans le but de diminuer la puissance pour le même pourcentage d'erreur binaire (TEB).

Le récepteur vérifie si cette valeur estimée est satisfaisante et si le TEB l'est aussi pour une qualité de service, en utilisant le rapport signal sur bruit.

Ainsi, il peut trancher s'il doit y avoir réduction de la valeur du SNR pour le même TEB [39].

D'autre part les auteurs dans [43] ont proposé une conception intercouche efficace se basant sur une optimisation conjointe de l'ordre de modulation en tant que paramètre de couche physique et de la probabilité de backoff en tant que paramètre de la couche MAC dans le but de minimiser la consommation d'énergie dans les réseaux IoT verts basés sur la RC. Les résultats obtenus révèlent que la conception intercouche proposée a considérablement réduit la consommation d'énergie tout en respectant les exigences de retard dans le réseau par rapport aux schémas d'adaptation de la couche physique et de la couche MAC.

I.4.3 Solutions basées sur les applications et les services réseaux

Les applications et services de réseaux mobiles (vidéo, appels voix sur IP, navigation web, téléchargement et partage de fichiers, jeux en lignes, etc...) produisent de plus en plus de trafic selon les besoins des utilisateurs, ce qui entraîne une diminution de la durée de vie des batteries de leurs terminaux mobiles. Le concept de ces solutions consiste à déployer des techniques de conception de ces services en prenant en considération l'aspect efficacité énergétique.

Comme première démarche, il est question d'insérer des techniques intrinsèques de réduction de la consommation pour des applications de transmission multimédia. A cet effet, nous citons le travail qui a été présenté dans [44] qui s'est penché sur une transmission de type vidéo se basant en particulier sur un codec H.263. Les auteurs suggèrent une méthode qui ajuste les paramètres opérationnels du système de codage source et du système de codage canal aux dépens de la variation de la qualité du canal, de manière à affaiblir l'énergie totale consommée, tout en sauvegardant la performance de bout en bout. De plus, les auteurs dans [45] ont proposé une technique de codage source avec des fréquences d'occurrence de divers symboles nettement asymétriques. En gardant le symbole avec la fréquence d'occurrence la plus haute comme silencieux durant la transmission, ils obtiennent des économies substantielles d'énergies de

l'émetteur et du récepteur en se servant d'une méthode hybride de modulation/démodulation par déplacement d'amplitude (ASK) - modulation par déplacement de fréquence (FSK).

Les auteurs dans [46] se sont intéressés à l'étude de l'efficacité énergétique du service Voix sur IP. Les auteurs ont fait des recommandations afin que le service soit plus efficace en consommation d'énergie. Par exemple, ils ont proposé d'utiliser le mode client-serveur au lieu du mode 'peer-to-peer' ce qui les a poussés à présenter l'architecture client-serveur qui autorise l'optimisation de l'énergie consommée. Ils ont également préconisé d'éviter de mettre en place le système de translation d'adresse (NAT : Network Address Translation) dans un réseau puisqu'il contient un obstacle dans l'implémentation d'un service voix sur IP efficace énergétiquement.

Les auteurs dans [47] ont proposé un nouveau protocole intitulé EELSDA (Energy efficient Link Selection with Data Aggregation) économe en énergie pour les réseaux radio cognitive multimédias sans fil (WMCRN). Le modèle EELSDA utilise le facteur d'agrégation de données dans le processus de sélection de lien de la technique de routage de graphe. Le modèle proposé augmente la possibilité de fusion de données au niveau des nœuds de routage intermittents et minimise la quantité de transmission de données dans le réseau. Il utilise la qualité de la liaison, l'énergie de communication et la fréquence de transmission pour sélectionner l'ensemble de liaisons optimal. Par conséquent, des liens fiables vers les nœuds parents avec une énergie restante maximale seront choisis pour assurer le taux de réussite de la transmission de données et l'équilibre énergétique total du réseau.

Dans un autre contexte les auteurs dans [48] ont proposé un protocole de routage basé sur l'optimisation, à savoir Whale Optimization Routing Protocol (WORP), pour identifier la meilleure route dans les réseaux de capteurs sans fil à radio cognitive (CRWSN) et dont le but est de minimiser le retard et ainsi conduire à l'efficacité énergétique du réseau. WORP tire profit des comportements des baleines lorsqu'elles se nourrissent, son comportement est similaire à leurs activités de chasse. En privilégiant l'énergie résiduelle et l'énergie totale des nœuds de l'itinéraire, WORP encourage la sélection d'itinéraire en fonction de l'énergie.

I.5 Conclusion

Initialement, la radio cognitive fut présentée tel un nouveau paradigme pour la communication sans fil, dans le but d'atténuer le manque de ressources radio. Ceci est rendu possible en raison de l'attribution dynamique des fréquences. Or, grâce à son agilité et sa capacité d'adapter intelligemment les paramètres de communication, la radio cognitive a permis de minimiser la consommation d'énergie et d'orienter les réseaux sans fil vers des réseaux « Green ».

Les contraintes auxquelles sont confrontées les TIC, sont non négligeables. Cependant, afin que de telles approches puissent voir le jour, il est préférable qu'il y ait une collaboration entre les utilisateurs. En effet, ces derniers doivent interagir pour se coordonner et coopérer entre eux afin, par exemple, de sélectionner des débits inférieurs. Clairement, la radio cognitive est une technologie très prometteuse, mais l'effort est primordial de la part de tous les acteurs pour s'en emparer.

A travers ce chapitre, nous avons introduit le concept de la radio cognitive via la notion du cycle intelligent. Par la suite, nous avons présenté l'éco-radio avec comme description un état de l'art sur les multiples solutions développées pour diminuer la consommation d'énergie ou la complexité de calcul. Pour ce faire, nous nous sommes intéressés, plus précisément, aux travaux

qui exploitent les capacités de la radio cognitive pour optimiser l'efficacité énergétique dans un réseau de communication sans fil.

Dans le chapitre suivant, nous allons exposer les techniques de résolution de problèmes d'optimisation tout en mettant l'accent sur leurs impacts sur l'amélioration de l'efficacité énergétique.

CHAPITRE 2 : Méthodes de résolution de problèmes d'optimisation

II. CHAPITRE 2 : Méthodes de résolution de problèmes d'optimisation

II.1 Introduction

Pour presque toutes les activités humaines, il y a un désir de profit maximum qui est recherché à partir d'un investissement minimum ; un rendement maximum des cultures est souhaité avec un investissement minimum en engrais ; maximiser la puissance, la longévité, l'efficacité, l'utilisation avec un investissement initial et un coût de fonctionnement minimum de divers équipements et machines domestiques et industriels. Pour établir un record dans une course, par exemple, le but est d'être le plus rapide (réaliser le temps le plus court).

Le concept d'optimisation a une grande importance à la fois dans les affaires humaines et dans les lois de la nature qui est la caractéristique inhérente pour obtenir le meilleur ou le plus favorable (minimum ou maximum) à partir d'une situation donnée. De plus, comme l'élément de conception est présent dans tous les domaines de l'activité humaine, tous les aspects de l'optimisation peuvent être considérés et étudiés comme une optimisation de la conception sans aucune perte de généralité. Cela montre clairement que l'étude de l'optimisation de la conception peut aider non seulement dans l'activité humaine de création d'une conception optimale de produits, processus et systèmes, mais aussi dans la compréhension et l'analyse de phénomènes mathématiques/physiques et dans la résolution de problèmes mathématiques. Les contraintes font partie intégrante des problèmes du monde réel et doivent être satisfaites pour garantir l'acceptabilité de la solution.

Lors de ce procédé, les réseaux radio cognitive sont confrontés à de nombreux problèmes d'optimisation, et cela au niveau de toutes les phases du cycle cognitif que nous avons traitées dans le premier chapitre. La résolution de ces problèmes d'optimisation permettrait de favoriser l'autonomie décisionnelle ainsi que la capacité d'adaptation de la radio cognitive. Dans ce chapitre, nous nous penchons sur les problèmes d'optimisation en général ainsi que sur les méthodes de résolution de ces derniers.

II.2 Les problèmes d'optimisation

Un problème d'optimisation consiste à minimiser ou à maximiser une fonction sur une multitude de solutions. Il s'agit donc de tomber sur la meilleure solution parmi toutes celles qui existent. A titre d'exemple, un problème d'optimisation est capable de chercher le taux le plus élevé de rendement d'une unité de production industrielle, la distance maximale traversée par un véhicule pour une certaine quantité de carburant, le nombre maximal de clients servis à un guichet dans un intervalle de temps fixé, la résistance mécanique maximale d'une pièce produite, etc. Pour la majorité de ces modèles, l'optimisation est utilisée tel un outil d'aide à un décideur, à un concepteur de système ou à un opérateur qui dirige ou contrôle un processus.

Tous les problèmes de conception optimale peuvent être exprimés sous une forme générale standard énoncée comme suit :

$$\text{Minimiser la fonction objectif } \mathbf{f}(\mathbf{x}) \quad (\text{II.1})$$

$$g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j=1, 2, \dots, s. \quad (\text{II.2})$$

s : nombre de contraintes d'inégalité.

$$h_j(x) = 0, j= 1,2,\dots,w. \tag{II.3}$$

w : nombre de contraintes d'égalité.

Où les variables de décision sont données par : $x_i, i=1, 2,\dots,n$.

- Un problème où la fonction objectif doit être maximisée (au lieu d'être minimisée) peut également être traité avec cet énoncé de problème standard puisque la maximisation d'une fonction $f(x)$ équivaut à minimiser le négatif de $f(x)$.
- De même, les contraintes d'inégalité de type " \geq " peuvent être traitées en inversant le signe de la fonction de contrainte pour former l'inégalité de type " \leq ". Parfois, il peut y avoir des limites simples à la plage de valeurs autorisée que peut prendre une variable de décision, et celles-ci sont appelées contraintes secondaires :

$$x_i^l \leq x_i \leq x_i^u$$

Où x_i^l et x_i^u sont respectivement les limites inférieure et supérieure de x_i . Cependant, ces contraintes secondaires peuvent être facilement converties en contraintes d'inégalité normales (en les divisant en 2 contraintes d'inégalité).

- Bien que tous les problèmes d'optimisation puissent être exprimés sous la forme standard ci-dessus, certaines catégories de problèmes peuvent être exprimées sous d'autres formes spécialisées pour plus de commodité et d'efficacité.

La fonction objectif $f(x)$ permet d'estimer la qualité ou bien le coût d'une solution proposée tout en joignant à cette dernière une valeur qui est soit entière ou réelle. Ainsi, elle vise à définir un ordre total entre n'importe quelle paire de solutions dans l'ensemble ou bien l'espace de recherche. Sachant que l'intégralité des solutions comporte deux sous-ensembles : l'ensemble des solutions admissibles ou réalisables notées SADM, et l'ensemble des solutions non admissibles ou non réalisables notées SNDAM [49].

Les solutions qui se rattachent à toute SDAM satisfont la totalité des contraintes d'égalité $h_j(x)$ et les contraintes d'inégalité $g_j(x)$.

La figure II.1 représente le domaine admissible et non admissible d'un problème d'optimisation donné.

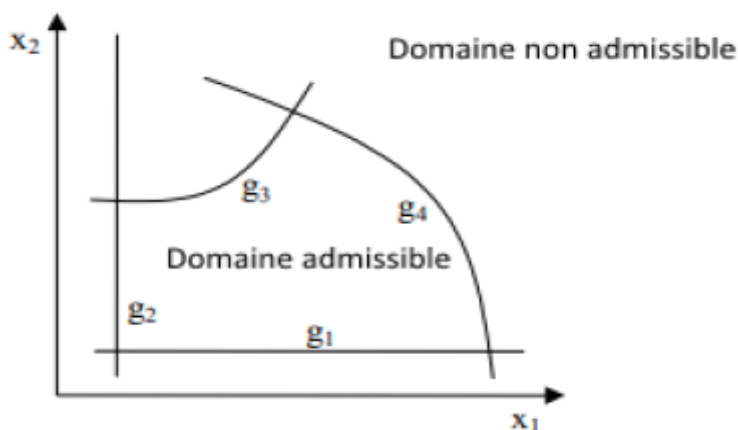


Figure II.1: Domaine admissible et non admissible [49].

Sur la figure II.1, il est clair que l'espace de recherche se voit limité par les contraintes déterminées sur les variables de décision. Il est également séparé par les contraintes d'inégalité et d'égalité en un domaine admissible dans lequel toutes les contraintes sont respectées et un domaine non admissible. Le processus d'optimisation tend à trouver une solution x^* appartenant au domaine *SADM* comme :

$$\forall x_i \in \text{SADM} : f(x^*) \geq f(x_i) \quad (\text{II.4})$$

La solution x^* est nommée comme optimale et symbolise l'optimum global. En plus de la solution optimale, des solutions intermédiaires dites optimums locaux existent pour des sous-espaces restreints de l'espace de recherche. La figure II.2 démontre l'écart entre l'optimum global et les optimums locaux. Dans cette partie, nous avons pris le cas de maximisation d'un problème d'optimisation, ceci dit, si l'intérêt est de minimiser la fonction objectif, il faudra transformer le problème de maximisation en un problème de minimisation grâce à la propriété suivante :

$$\min f(x) = -\max(-f(x)) \quad (\text{II.5})$$

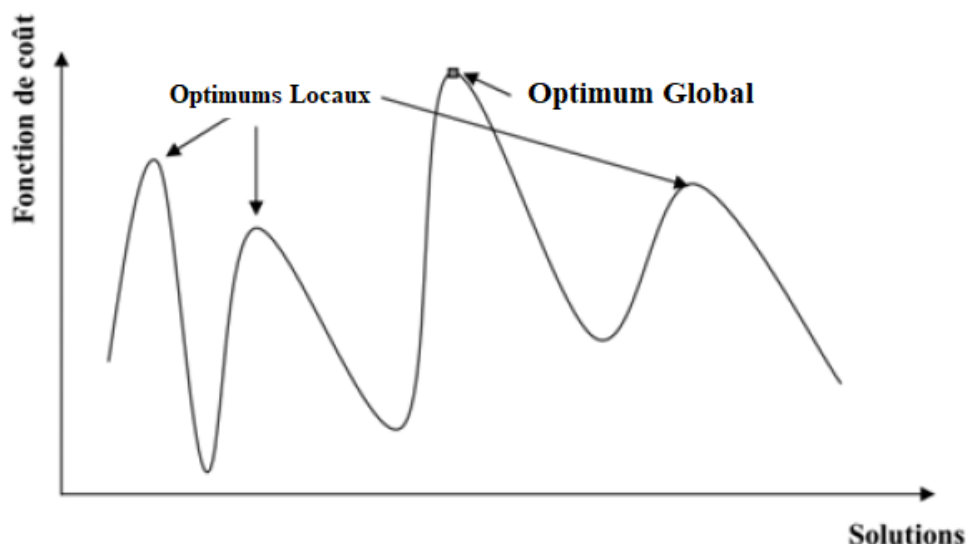


Figure II.2 : Optimum global vs Optimums locaux [49].

En somme, afin de faciliter les notions, le processus d'optimisation s'effectue fondamentalement en deux phases, à savoir :

- La modélisation du problème : au long de cette phase, les variables de décision, les contraintes à respecter ainsi que la fonction objectif sont indiqués conformément au problème traité.
- La résolution : durant ce cycle, un algorithme de résolution est adapté sur le problème modélisé dans le but de trouver la solution optimale.

La figure II.3 illustre les phases du processus d'optimisation.

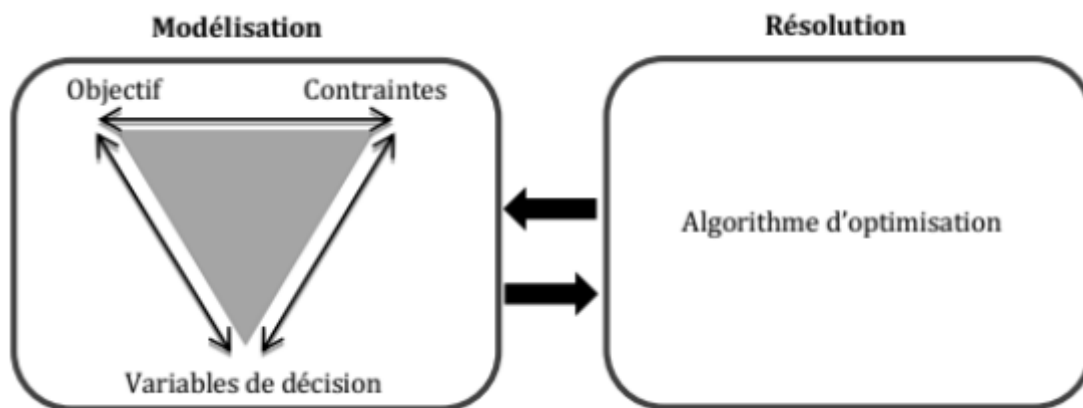


Figure II.3: Processus d'optimisation [49].

II.3 Classification des complexités d'un problème d'optimisation

Dans cette partie, nous étayons les catégorisations des problèmes d'optimisation [50] [51] :

Définition 1 : P est la classe de tous les problèmes de décision qui peuvent être solutionnés par un algorithme polynomial.

Définition 2 : NP (Non-deterministic Polynomial time) est la classe de tous les problèmes de décision dotée d'une solution pouvant être examinée en temps polynomial, autrement dit, en nous procurant une solution certifiée, il est possible de vérifier que celle-ci soit correcte en un temps polynomial par rapport à la taille de l'entrée.

Définition 3 : Un problème NP est NP -complet si tout problème NP s'y réduit en temps polynomial. C'est-à-dire que les problèmes NP les plus complexes sont les problèmes NP Complets.

Définition 4 : Un problème est NP -difficile si tout problème s'y réduit en temps polynomial.

En résumé, la résolution d'un problème d'optimisation à son optimum nécessite l'examen d'un nombre de combinaisons exponentiel selon la taille du problème qualifié. On peut différencier plusieurs types de problèmes comme les problèmes dits faciles ; ou tout problème ayant une solution de complexité polynomiale, et les problèmes dits difficiles ; possédant une solution exponentielle ou pire qu'exponentielle.

Une optimisation combinatoire mène à déterminer la solution entre un nombre fini de choix. C'est-à-dire diminuer une fonction, avec ou sans contraintes, sur un ensemble fini d'éventualités. Ce qui pousse le temps de calcul à rapidement devenir critique lorsque le nombre de combinaisons possibles devient exponentiel avec la taille du problème. Ce temps de calcul se transforme en problématique uniquement dans certains problèmes, on ne connaît pas d'algorithme exacte polynomiale, c'est alors que le temps de calcul est proportionnel à N^n , où N désigne le nombre de paramètres inconnus du problème, et où n est une constante entière. Lorsqu'il n'y a pas une telle constante n telle qu'un polynôme de degré n puisse borner le temps de calcul d'un algorithme, on parle alors d'optimisation difficile, ou de problèmes NP -difficiles. En outre l'étude nous montre que le NP -complet fait partie de NP -difficile. Cependant, un

problème NP-difficile n'est pas obligatoirement dans NP. En effet, la majorité des problèmes rencontrés sont NP difficiles.

II.4 Classification des problèmes d'optimisation

Les problèmes d'optimisation, en dépit de leur variété et dissemblance, peuvent être catalogués en catégories selon leurs caractéristiques comme :

- Le type des variables de décision : continu, discret ou mixte ;
- Le nombre de fonctions objectif : mono-objectif ou multi-objectifs ;
- La certitude du problème : déterministe ou stochastique ;
- etc.

Cependant, remarquons que la classification des problèmes d'optimisation n'est pas tout à fait formelle dans la littérature et se voit souvent se modifier d'un auteur à un autre. La figure II.4, illustre la classification la plus fréquente des problèmes d'optimisation dans la littérature [52]. Cette classification n'est pas spécifique, c'est-à-dire, un problème d'optimisation peut se tenir à l'intersection d'un nombre de catégories en même temps.

L'identification de la catégorie ou la classe à laquelle est rattaché un problème d'optimisation est essentielle pour la résolution de ce dernier. En effet, les algorithmes mis en œuvre pour la résolution d'une catégorie donnée sont peu ou pas efficaces pour une autre catégorie. Dans ce qui suit, nous nous intéressons seulement aux classes de problèmes les plus rencontrés dans la littérature.

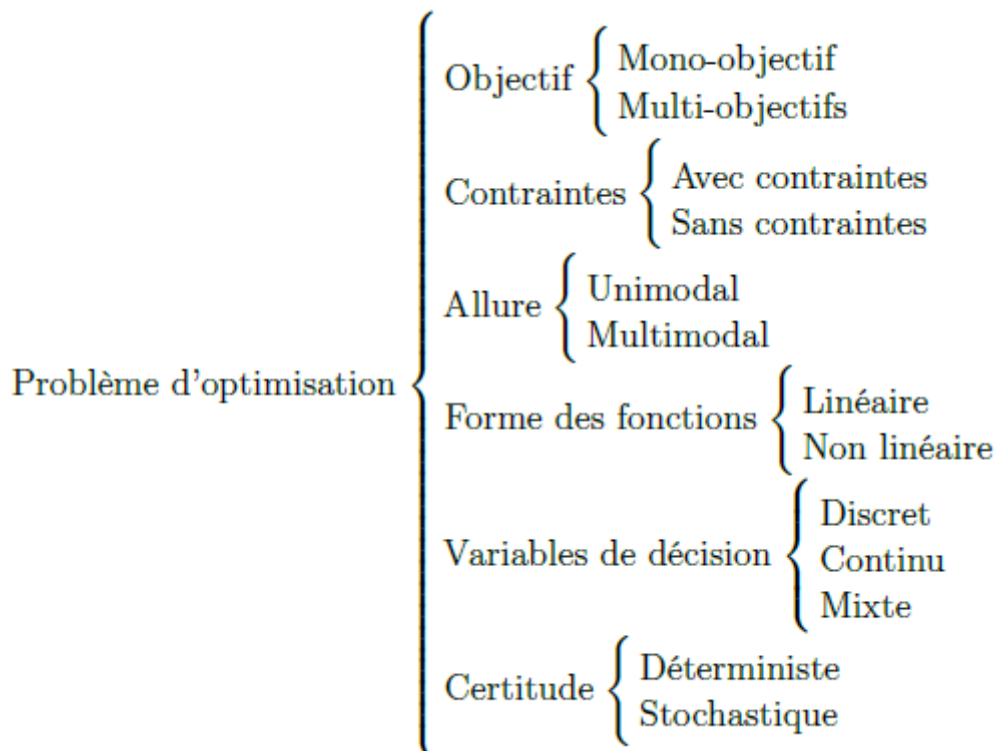


Figure II.4 : Classification des problèmes d'optimisation [52].

II.4.1 Optimisation linéaire vs non linéaire

En se basant sur la forme de la fonction objectif et les contraintes y afférentes, les problèmes d'optimisation sont rassemblés en deux classes : les problèmes d'optimisation linéaire et les problèmes d'optimisation non linéaire :

- Problème d'optimisation linéaire : il s'agit d'un problème d'optimisation dans lequel la fonction objectif et les fonctions présentant les contraintes sont toutes de forme linéaire [53]. L'optimisation linéaire est utilisée dans une grande variété d'applications industrielles comme l'industrie pétrolière (pour l'extraction, le raffinage et la distribution du pétrole), dans l'agroalimentaire (composition optimale des ingrédients de plats cuisinés, etc.), l'industrie du fer et de l'acier (composition optimale des aciers), l'industrie du papier (problèmes de découpe), les transports (plan de vols d'avions, diminution des coûts de transport) et les réseaux (optimisation des réseaux de communication) [54] ;

- Problème d'optimisation non linéaire : il s'agit d'un problème d'optimisation dans lequel quelques contraintes ou la fonction objectif ne sont pas linéaires [55]. Une application typique de cette classe est le problème du dispatch-économique des centrales électriques [56].

II.4.2 Optimisation sans contraintes vs avec contraintes

Ce fondement permet de répartir les problèmes selon les contraintes exigées sur les variables. En premier lieu, on remarque des problèmes d'optimisation sans contraintes où aucune restriction n'est dictée sur les variables. En second lieu, on tombe sur des problèmes d'optimisation avec contraintes, qui ont la possibilité d'aller vers de simples bornes jusqu'aux systèmes d'égalités et d'inégalités tout en spécifiant les relations entre les variables. Il est primordial de mentionner que les problèmes d'optimisation dotés de contraintes peuvent également être différenciés à leur tour en s'appuyant sur la nature même des contraintes : linéaires, non linéaires, etc.

II.4.3 Optimisation mono-objectif vs multi-objectifs

Une seule fonction objectif, c'est ce qui caractérise les problèmes d'optimisation mono-objectif tandis que, les problèmes d'optimisation multi-objectifs ont comme but d'optimiser plusieurs objectifs conflictuels concomitamment. Prenons comme exemple le développement d'un produit tel qu'une voiture, cela implique la maximisation de sa puissance tout en diminuant la consommation du carburant. Le dessein repose sur la recherche d'un compromis entre les nombreux objectifs existants.

II.4.4 Optimisation déterministe vs stochastique

Les valeurs des variables d'un problème donné sont parfaitement communes pour un problème d'optimisation déterministe. Or, pour beaucoup de situations réelles, les données y afférentes sont inaptes à être sues avec certitude. Tandis que l'incertitude des valeurs peut être reliée aux erreurs de prise de mesures, la cause ultime de l'incertitude est particulièrement liée aux informations portant sur le futur tel que la demande ou le prix d'un produit pour une période future, les réactions des concurrents, le cours de la bourse, etc.

II.4.5 Optimisation unimodal vs multimodale

Cette typologie s'appuie sur l'allure de la fonction objectif. Si cette dernière admet un seul optimum local qui est aussi considéré comme l'optimum global, il est question alors d'un problème d'optimisation unimodal. Par ailleurs, si la fonction objectif admet maints optimums,

le problème d'optimisation devient multimodal [57]. Prenons par exemple la fonction $f(x, y) = x^2 + y^2$ illustrée sur la figure II.5 (a). Cette fonction admet $(0; 0)$ comme minimum global ce qui implique que cette dernière est unimodal.

Par contre, la fonction $f(x, y) = \sin(x) \times \sin(y)$, illustrée sur la figure II.5 (b), admet plusieurs minimums et est donc considérée comme étant multimodal.

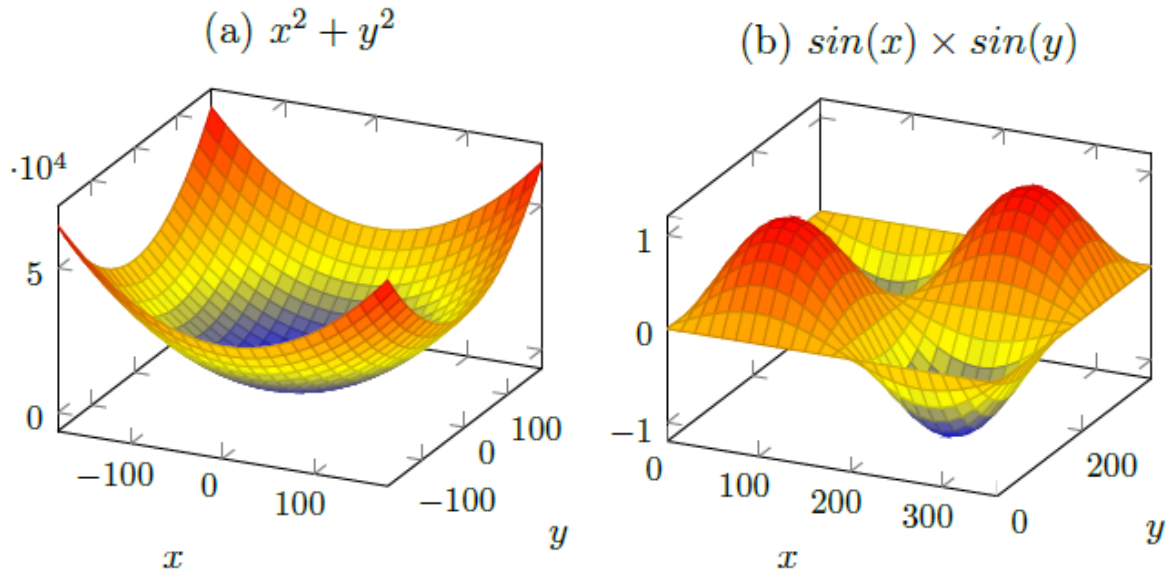


Figure II.5 : (a) Fonction unimodal. (b) Fonction multimodal [49].

II.5 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation

L'abondance ainsi que la multiplicité des problèmes d'optimisation ont été le moteur principal incitant les chercheurs à suggérer une importante gamme de méthodes permettant une résolution efficace en assurant une certaine qualité dans un temps raisonnable.

Les démarches soumises sont multiples et variées. Elles se distinguent par la stratégie et la façon d'aborder le problème, la complexité, la performance, la qualité des solutions, etc. Dans la littérature, il existe fondamentalement deux classes principales : les méthodes exactes et les méthodes approchées (voir figure II.6). En plus de ces deux importantes catégories, une autre catégorie dite hybride est apparue grâce à la combinaison d'un nombre de méthodes (exacte-exacte, exacte-approchée, approchée-approchée) afin de bénéficier des points forts pour améliorer les performances et combler les lacunes.

L'essor de méthodes novatrices est souvent justifié par le théorème 'No free lunch' qui indique qu'il n'y a point de méthode optimale pour tous les types de problèmes. Dans ce qui suit, nous allons nous pencher sur les méthodes exactes et approchées en mettant en avant les algorithmes et techniques les plus fréquentes.

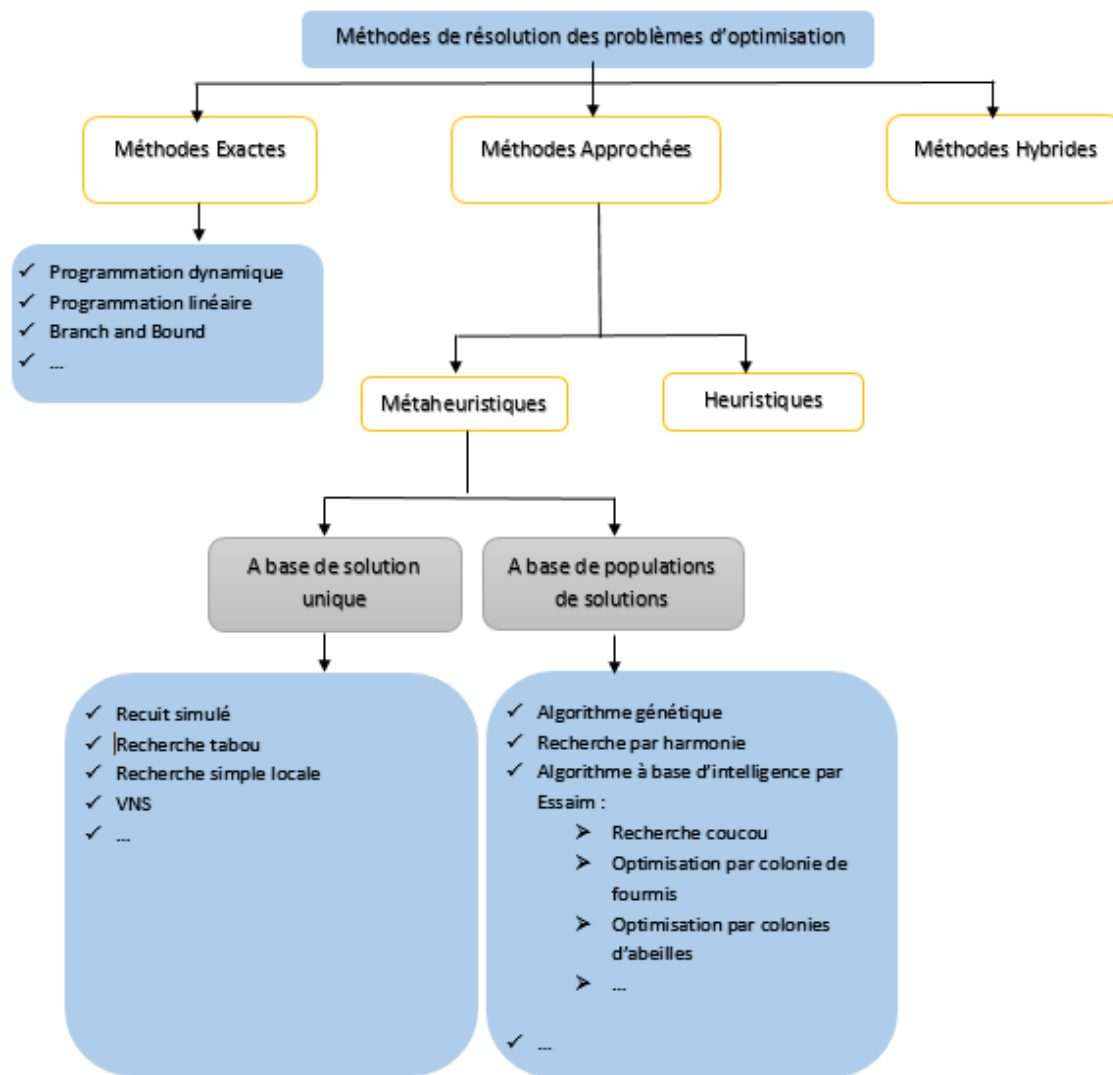


Figure II.6 : Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation [58].

II.5.1 Méthodes exactes

Cette classe de méthodes atteste l'obtention d'une solution optimale du problème examiné en prenant intelligemment en compte l'ensemble de l'espace de recherche associé à ce dernier. Les véritables procédés sont réputés pour être gourmands en termes de ressources (temps de calcul, espace mémoire) essentiels pour mener à bien le processus de recherche de la solution efficace et c'est pourquoi ces méthodes sont plus adaptées aux problèmes faciles de petites tailles.

Dans la famille des méthodes exactes, on dénombre l'algorithme de séparation et d'évaluation, plus connu sous son appellation anglaise Branch-and-Bound [58], qui est une approche exacte de la famille des disciplines de recherche arborescente. Le rôle majeur de cet algorithme est de scruter et d'explorer la totalité de l'espace de recherche d'une manière intelligente et non exhaustive. En effet, l'exploration est mise en œuvre en abordant le problème sous forme d'arbre dont la racine convient à tout l'espace de recherche, ainsi chaque branche correspond à une décision telle l'instanciation d'une variable. C'est alors que l'espace de recherche est sectionné en diverses sous-régions, dont chacune s'applique à un sous-arbre.

Le rendement de cette technique provient du fait que les branches de l'arbre ne soient pas produites d'une manière systématique. La décision de la non construction d'une branche est conditionnée par une évaluation affirmant que la branche en question ne sera pas capable d'aboutir à la solution efficace. Finalement, quelques sous-espaces de recherche sont évincés, ce qui résulte en une localisation assez rapide de la solution optimale.

On discerne le travail indiqué dans [59] parmi d'innombrables travaux dans le domaine de l'optimisation dans les réseaux radio cognitive. Les auteurs s'intéressent ici à la méthode d'accès OFDM (orthogonal frequency division multiplexing) et son application au sein d'un réseau radio cognitive. L'objectif principal des auteurs était de fournir une qualité de service acceptable pour l'utilisateur secondaire tout en minimisant les interférences avec l'utilisateur principal. Ce problème a été formulé dans la littérature sous la forme d'une fonction multi-objectifs à trois modes de communication (multimédia, fiable et batterie faible). Donc ils ont exploité l'efficacité des opérateurs de délimitation de la méthode branch and bound afin de résoudre ce problème.

Par contre dans [60], les auteurs ont implémenté la méthode Branch and Bound pour maximiser la capacité des réseaux radio cognitive en traitant le problème de disponibilité du spectre. La disponibilité de différents canaux est observée par les utilisateurs secondaires dans un réseau cognitif avant de diffuser les informations sur les canaux. Par conséquent, la disponibilité du spectre n'est pas connue avant le début de la communication, ce qui doit être considéré comme une tâche difficile et exigeante. La collision doit être efficacement atténuée lors de la diffusion. La solution à ces défis consiste à gérer les problèmes de trafic et le mécanisme d'amélioration de la capacité dans le réseau radio cognitive. La mise en œuvre de la technique de branch and bound conduit à une amélioration acceptable de la capacité du réseau global par rapport au système conventionnel.

II.5.2 Méthodes approchées

On a vu précédemment que la conjecture actuelle est que $P \neq NP$ ce qui implique qu'il n'existe pas d'algorithmes polynomiaux permettant la résolution de problèmes NP-Difficiles. Par conséquent ces derniers, qui sont nombreux dans la pratique, ne pourront pas être résolus de manière exacte en un temps raisonnable. De plus, le temps de calcul des méthodes exactes, est généralement exponentiel, ce qui explique qu'elles ne sont adaptées qu'à une certaine catégorie de problèmes d'optimisation de petite, voire de taille moyenne.

Dans ce contexte, le besoin d'avoir une solution acceptable dans un temps raisonnable a motivé l'apparition d'une nouvelle classe de méthodes dites approchées. Contrairement aux méthodes exactes, les méthodes approchées ne garantissent pas que la solution optimale globale soit trouvée. Cependant, dans la plupart des cas les algorithmes approchés fournissent des solutions de bonne qualité proche de l'optimalité dans un intervalle de temps acceptable. Dans ce qui suit, nous allons aborder les deux grandes sous-classes des méthodes approchées, à savoir : les heuristiques et les métaheuristiques.

a. Les heuristiques

Le mot heuristique est tiré du verbe grec eurisko qui signifie « je trouve, je découvre » d'où la fameuse expression d'Archimède Eureka. Ainsi, le mot heuristique qualifie tout ce qui sert à la découverte et à l'exploitation. Une heuristique est généralement un algorithme conçu pour

un problème particulier, en s'appuyant sur sa structure propre, et qui n'explore qu'une partie de l'espace de recherche afin de fournir en un temps polynomial une solution quasi-optimale à un problème d'optimisation. Les heuristiques offrent donc un compromis intéressant entre le temps d'exécution et la qualité de la solution trouvée.

Une des premières utilisations des heuristiques remonte à la deuxième guerre mondiale. À cette époque, les allemands utilisaient une machine à chiffrer appelée Enigma réputée d'être inviolable. C'est avec la « bombe » d'Alan Turing, une machine automatisant les calculs, que ce dernier a pu briser Enigma. Afin de trouver l'éventuelle bonne clé de chiffage parmi plus de 10^{22} potentielles combinaisons, la bombe utilise un algorithme, que Turing a appelé heuristic search. Le but de ce dernier était de réduire le nombre de combinaisons à vérifier et ainsi accélérer la recherche [61].

L'utilisation des heuristiques dans plusieurs domaines continua, et connu un regain d'intérêt de la part de la communauté scientifique durant les années 1970 notamment avec les travaux de Glover sur l'optimisation linéaire en nombres entiers (Integer Programming) [62]. Malgré leurs efficacités, les heuristiques par leur nature présentent deux points faibles :

- Les heuristiques sont développées et conçues pour résoudre un problème bien précis. De ce fait, elles nécessitent une bonne maîtrise et des connaissances assez solides du problème traité ;
- Les heuristiques sont guidées par des spécificités liées au problème en question et en sont donc dépendantes, autrement dit, elles ne sont pas applicables aux autres problèmes. Ces limitations ont conduit à l'apparition des métaheuristiques.

b. Les métaheuristiques

Le terme métaheuristique est dérivé de la composition de deux mots grecs : méta, qui signifie « au-delà » ou « à un plus haut niveau » et heuristique. Ainsi, on peut dire que contrairement aux heuristiques qui s'intéressent à la résolution de problèmes spécifiques, les métaheuristiques se veulent polyvalentes et applicables à une grande variété de problèmes d'optimisation sans changements majeurs dans l'algorithme. Historiquement, le terme métaheuristique a été utilisé pour la première fois par Fred Glover en 1986, lors de la conception de la recherche tabou, afin de la différencier des autres heuristiques [63].

D'une manière générale, le fonctionnement des métaheuristiques englobe essentiellement deux phases à savoir :

- La diversification ou l'exploitation, où la recherche se dirige vers des zones non visitées afin d'explorer l'espace de recherche d'une manière globale ;
- L'intensification ou l'exploration qui consiste à exploiter ou à se concentrer sur une région locale en espérant que la bonne solution s'y trouve.

La métaheuristique doit établir un bon équilibre entre ces deux phases pour obtenir une meilleure performance en termes de taux de convergence et de qualité de la solution obtenue. La plupart des métaheuristiques proposées dans la littérature sont inspirées de phénomènes naturels réels physique ou biologique tels que :

- Le recuit simulé qui est basé sur le processus métallurgique ;
- La recherche tabou qui s'inspire de la mémoire humaine ;
- L'algorithme génétique qui est tiré du principe de la sélection naturelle ;

- Les algorithmes de colonies de fourmis, d'abeilles, etc. qui s'appuient sur le comportement social en groupe de certaines espèces.

Dans la littérature, les métaheuristiques sont généralement classées en deux sous catégories : les métaheuristiques à solution unique et les métaheuristiques à base de population.

- **Les métaheuristiques à solution unique**

Ce type de métaheuristiques lance la recherche avec une solution initiale, et essaye au fur et à mesure d'améliorer sa qualité au cours de la procédure de recherche tout en choisissant une nouvelle solution dans son voisinage, Ces métaheuristiques sont appelées aussi méthodes de recherche locale ou méthodes de trajectoire car elles construisent une trajectoire dans l'espace des solutions tout en se redirigeant vers des solutions optimales. Le recuit simulé, la recherche tabou, la recherche à voisinage variable (VNS Variable Neighbourhood Search) sont des instances typiques des méthodes à base de solution unique.

- **Les métaheuristiques à base de population**

À l'inverse des métaheuristiques à base de solution unique, ce type de métaheuristiques débute la recherche avec un ensemble de solutions dites population, durant les itérations du processus de recherche cette catégorie essaye pas à pas d'améliorer ses qualités afin d'aboutir à des solutions de meilleure performance. Elles sont parfois nommées méthodes évolutives parce qu'elles font évoluer une population d'individus selon des règles bien précises. L'intérêt de cette forme de métaheuristiques est d'utiliser la population comme facteur de diversité pour augmenter la possibilité d'apparition de bonnes solutions en termes de qualité. Les exemples les plus connus sont : l'optimisation par essaim de particules, les algorithmes de colonies de fourmis, la recherche Coucou, la recherche par harmonie et les algorithmes génétiques.

Algorithme de colonies de fourmis

Comme son nom l'indique, l'algorithme des colonies de fourmis est inspiré du comportement collectif des fourmis dans leur découverte du plus court chemin reliant la fourmilière à une source de nourriture. Les fourmis en quête de nourriture, commencent par explorer les environs de leur fourmilière en effectuant des déplacements aléatoires. Afin de repérer ultérieurement leurs chemins de retour, les fourmis laissent sur leur passage, une substance chimique volatile qu'elles peuvent sentir appelée phéromone. Une fois une source de nourriture découverte, elles déposent sur leurs chemins de retour une quantité de phéromone relative à la qualité et la quantité de la nourriture trouvée. Les traces laissées augmentent plus rapidement pour les sources de nourritures proches de la fourmilière, et lorsque plusieurs traces mènent à la même source, les traces correspondant aux chemins les plus courts sont renforcées à un rythme plus élevé.

En effet, les fourmis ayant empruntées le chemin le plus court retournent rapidement à la fourmilière. Ainsi, les chemins les plus courts ont une intensité de phéromones plus importante par rapport aux chemins les plus longs. Étant donné que les déplacements des fourmis sont liés à la concentration de phéromone, le chemin le plus court va alors attirer la majorité des fourmis tandis que les plus longs chemins vont disparaître au fur et à mesure de l'évaporation de la phéromone.

Dans sa thèse de doctorat [65], pour la résolution du problème du voyageur de commerce : un problème d'optimisation combinatoire NP-Complexe, Dorigo a proposé une métaheuristique

d'optimisation en s'inspirant du comportement collectif des fourmis. Cela a été effectué en faisant une analogie entre la zone sur laquelle les fourmis cherchent de la nourriture, la qualité/quantité de la nourriture et les traces de phéromone avec respectivement l'ensemble des solutions admissibles, la fonction objectif et une mémoire adaptative.

Les travaux de recherche menés dans ce contexte ont permis le développement et l'optimisation de la qualité de service ainsi que l'efficacité énergétique dans les réseaux radio cognitive. Les auteurs dans [66] se sont concentrés sur l'optimisation multi-objectifs des colonies de fourmis (MOACO) pour l'agrégation et le regroupement des données pour une meilleure modélisation énergétique dans un réseau radio cognitive. Les auteurs ont proposé l'utilisation des clusters combinés avec l'algorithme Q-learning pour améliorer l'agrégation des données. La durée de vie du réseau est améliorée grâce à une modélisation basée sur l'IA (l'intelligence artificielle) pour des communications vertes.

Dans [67], les auteurs ont proposé un processus de transfert de spectre effectué par les utilisateurs secondaires selon les classes de priorité dans les réseaux radio cognitive. Le choix du processus et l'optimisation du nombre de transferts de spectre le plus approprié est déterminé à l'aide d'un algorithme de colonie de fourmis. L'utilisation de processus décisionnels multi-paramètres est l'objectif de ce travail.

D'autre part, percevoir le spectre de fréquences de la manière la plus précise dans les systèmes radio cognitive est la première étape de ces technologies. Bien que de nombreuses méthodes différentes soient utilisées dans la littérature pour la détection de spectre, la détection de spectre basée sur les valeurs propres est l'un des sujets les plus étudiés en raison de ses caractéristiques. Le choix de la valeur seuil dans la détection basée sur des valeurs propres affecte directement les performances de l'algorithme. Dans [68], les auteurs ont étudié l'optimisation du seuil dans la détection basée sur les valeurs propres maximales-minimales dans un réseau radio cognitive à l'aide de l'optimisation des colonies de fourmis.

L'optimisation par essaim de particules

L'optimisation par essaim de particules (PSO), a été inventée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [69], en s'inspirant du comportement social de certains animaux évoluant en essaim tels que les oiseaux migrateurs et les bancs de poissons. Dans ce genre de sociétés, des règles basiques telles que « aller dans une même direction » ou « rester proche de ses voisins », suffisent à maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

Dans PSO, un essaim de particules survole l'espace de solutions, à la recherche de l'optimum global, dont chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Chaque particule possède deux propriétés importantes : une position et une vitesse de déplacement. De plus, chaque particule est dotée d'une mémoire lui permettant de sauvegarder la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, ainsi que la meilleure solution atteinte trouvée par l'essaim. Durant chaque itération de l'algorithme, chaque particule se déplace en modifiant sa position dans l'espace de recherche en prenant en considération les paramètres suivants : sa vitesse et les deux meilleures positions qu'elle connaît (la sienne et celle de l'essaim).

Cette optimisation a apporté aussi sa touche à l'efficacité énergétique dans les réseaux radio cognitive. Les méthodologies existantes sont principalement axées sur la résolution du problème d'optimisation de l'efficacité énergétique dans la détection du spectre en utilisant l'optimisation convexe. Cependant, la détection de spectre en temps réel est un problème d'optimisation non convexe. Dans [70], l'efficacité énergétique pour divers scénarios de détection du spectre est modélisée comme un problème d'optimisation non convexe. Pour détecter les trous spectraux avec une meilleure utilisation de l'énergie, les auteurs proposent une nouvelle hybridation de PSO avec l'algorithme de recherche gravitationnelle (GSA) appelée hybride PSO-GSA. Avec la nouvelle hybridation proposée de PSO et GSA, il est possible d'obtenir un compromis équilibré entre les capacités d'exploration et d'exploitation de l'algorithme PSO-GSA. En plus de cela, avec l'incorporation de la mutation et du facteur de croisement dans PSO-GSA, l'algorithme proposé est capable de détecter efficacement les trous spectraux avec les valeurs optimisées de puissance de transmission, de bande passante de détection et de densité spectrale de puissance. Ainsi, l'efficacité énergétique de la détection du spectre est améliorée.

D'autre part, les auteurs dans [71] ont traité un problème d'optimisation conjoint du temps de détection et de la puissance de transmission pour maximiser l'efficacité énergétique d'un système radio cognitive soumis à la contrainte d'une protection suffisante des utilisateurs primaires tout en tenant compte du transfert de spectre. Les techniques d'optimisation par essaim, à savoir PSO, PSO basé sur le comportement humain (HPSO) et l'algorithme d'optimisation des baleines (WOA) sont utilisées dans cette étude pour évaluer le temps de détection et la puissance de transmission optimaux conjoints.

Les algorithmes bio-inspirés contemporains

Durant ces dernières années, plusieurs recherches notamment les travaux de Xin-She Yang [72, 73, 74] ont concerné le développement de nouveaux algorithmes basés sur l'intelligence en essaim en s'inspirant du comportement coopératif de certaines espèces dans leur milieu naturel.

Dans [72], Xin-She Yang et Suash Deb ont proposé une métaheuristique appelée recherche Coucou basée sur le comportement parasite d'une espèce d'oiseaux appelés coucous. Dans un autre travail de recherche, Xin-She Yang s'est inspiré du phénomène de l'atténuation de la lumière sur la distance et l'attraction mutuelle chez les lucioles pour développer un algorithme d'optimisation appelé Firefly algorithm [73]. Aussi, dans la même catégorie, Xin-She Yang a proposé une métaheuristique basée sur le comportement d'écholocation chez les chauvesouris appelée bat algorithm [74].

Dans [75], Xin-She Yang a développé un nouvel algorithme nommé flower pollination algorithm, inspiré du processus de pollinisation en flux des plantes à fleurs. FPA a été étendue à l'optimisation multi-objectifs. Dans le contexte de l'étude traitée dans cette thèse, nous avons apporté une contribution basée sur cet algorithme [76] qui sera détaillée dans le chapitre 4.

Les algorithmes cités sont appliqués dans différents types de domaines tels que l'optimisation, les problèmes numériques, la reconnaissance d'images, le problème de recherche locale, les problèmes économiques et de répartition des émissions, le système électrique, les problèmes d'ordonnancement et le problème d'optimisation combinatoire. Dans le domaine des réseaux radio cognitive, les auteurs dans [77] se sont intéressés à la détection coopérative du

spectre. Où toutes les statistiques de détection sont collectées au Fusion Center (FC) auprès des utilisateurs coopératifs et FC les combine pour parvenir à une décision globale commune. Comme ces utilisateurs sont éloignés les uns des autres, ils connaissent donc des conditions de canal différentes. Il est donc nécessaire de traiter différemment les données entrantes reçues de ces utilisateurs secondaires. Donc les auteurs proposent un schéma basé sur l'algorithme FPA qui trouve intelligemment des coefficients de pondération optimaux par rapport aux informations des utilisateurs coopératifs et utilise ces poids dans la décision globale de la Soft Decision Fusion (SDF). Ce schéma est capable de trouver des poids optimaux qui conduisent à un minimum de fausses alarmes, à une détection élevée et à une probabilité d'erreur minimale.

Dans [78], l'auteur analyse les performances de deux métaheuristiques récentes, à savoir l'algorithme de recherche gravitationnelle et l'algorithme de pollinisation des fleurs dans les réseaux radio cognitive basés sur OFDM pour le réglage en temps réel des paramètres de transmission requis par le moteur cognitif en fonction de la qualité de service demandée par les utilisateurs cognitifs, afin de réduire la complexité et d'obtenir une allocation de ressources dans un délai raisonnable.

Dans un autre travail et pour détecter les trous de spectre avec une meilleure utilisation de l'énergie, les auteurs dans [79] ont proposé un modèle d'optimisation fractionnaire (FOM) qui est la combinaison de l'optimisation du loup gris (Grey Wolf Optimiser ou GWO) et de l'algorithme de recherche Coucou pour détecter les trous du spectre avec une meilleure efficacité énergétique. Le modèle est conçu pour obtenir une efficacité énergétique tout en considérant différents états de détection du spectre. L'efficacité énergétique est améliorée en optimisant les paramètres tels que la puissance de transmission, la bande passante de détection et la densité spectrale à l'aide de l'algorithme d'optimisation Fractionnel GWO-CS. Avec le nouveau FOM proposé, les trous spectraux peuvent être détectés avec la puissance de transmission optimisée. D'autre part, et dans un réseau radio cognitive, une méthode de sélection de canal basée sur l'algorithme Firefly a été proposée par les auteurs dans [80]. L'utilisation de cet algorithme vise à allouer les meilleurs canaux aux utilisateurs afin de minimiser les interférences reçues.

Dans [81], le but des auteurs était de proposer une nouvelle technique d'optimisation hybride, à savoir l'algorithme Jaya-BAT (JBA) et de démontrer son application pour la minimisation de la consommation d'énergie dans les réseaux radio cognitive en considérant un amplificateur de puissance de classe B. JBA est motivé par l'algorithme Jaya (JA) récemment développé ayant une bonne capacité d'exploration et un algorithme BAT (BA) avec une bonne fonctionnalité d'exploitation. Dans JBA, JA et BA s'entraident pour s'éloigner de la solution optimale locale et converger vers la meilleure solution optimale. Les auteurs montrent que l'algorithme proposé, lorsqu'il est appliqué à différentes fonctions de référence, améliore les performances par rapport à d'autres métaheuristiques. La reconfiguration des paramètres de transmission pour un utilisateur radio cognitive prenant en charge le mode de transmission de données est effectuée dans le but de minimiser la consommation d'énergie tout en prenant en compte différentes exigences de qualité de service. Les solutions proposées montrent que l'optimisation contrainte par module de décision cognitive utilisant JBA fournit de meilleurs résultats par rapport aux techniques d'optimisation basées sur BA et JA en termes d'efficacité énergétique.

II.5.3 Méthodes d'analyse décisionnelle multicritère

La prise de décision à critères multiples (MCDM) ou l'analyse de décision à critères multiples (MCDA) est une sous-discipline de la recherche opérationnelle qui évalue explicitement plusieurs critères contradictoires dans la prise de décision (à la fois dans la vie quotidienne et dans des contextes tels que les entreprises, le gouvernement et la recherche scientifique). Les critères contradictoires sont typiques dans l'évaluation des options : le coût ou le prix est généralement l'un des principaux critères et une certaine mesure de la qualité est généralement un autre critère, rentrant facilement en conflit avec le coût. Lors de l'achat d'une voiture, le coût, le confort, la sécurité et l'économie de carburant peuvent être quelques-uns des principaux critères que nous prenons en compte - il est inhabituel que la voiture la moins chère soit la plus confortable et la plus sûre. Dans la gestion de portefeuilles, les gestionnaires sont intéressés par l'obtention de rendements élevés tout en réduisant simultanément les risques ; cependant, les actions qui ont le potentiel d'apporter des rendements élevés comportent généralement un risque élevé de perdre d'argent. Dans une industrie de services, la satisfaction du client et le coût de la prestation de service sont des critères contradictoires fondamentaux.

MCDM s'intéresse à la structuration et à la résolution de problèmes de décision et de planification impliquant de multiples critères. L'objectif est d'accompagner les décideurs confrontés à ces problématiques. Typiquement, il n'existe pas de solution optimale unique pour de tels problèmes et il est nécessaire d'utiliser les préférences des décideurs pour différencier les solutions.

Résoudre ces problèmes peut être interprété de différentes manières. Cela pourrait correspondre au choix de la "meilleure" alternative parmi un ensemble d'alternatives disponibles (où "la meilleure" peut être interprétée comme "l'alternative privilégiée" par un décideur). La difficulté du problème provient de la présence de plus d'un critère. Il n'existe plus de solution optimale unique à un problème MCDM qui puisse être obtenue sans incorporer d'informations de préférence. Le concept de solution optimale est souvent remplacé par l'ensemble des solutions non dominées. Une solution est dite non dominée s'il n'est pas possible de l'améliorer dans un critère quelconque sans la sacrifier dans un autre. Par conséquent, il est logique que le décideur choisisse une solution dans l'ensemble non dominé. Cependant, l'ensemble des solutions non dominées est trop grand pour être présenté au décideur pour le choix final. Nous avons donc besoin d'outils qui aident le décideur à se concentrer sur les solutions (ou alternatives) préférées. Normalement, il faut échanger certains critères pour d'autres.

La prise de décision multicritères suit en général six étapes, notamment (1) la formulation du problème, (2) l'identification des exigences, (3) la définition des objectifs, (4) l'identification de diverses alternatives, (5) l'élaboration de critères et (6) l'identification et l'application de la technique de prise de décision [82]. Le trait de base de toutes les méthodes de prise de décision multicritères est une table de décision. Selon Fulop [83], pour un problème avec N critères (C) et M alternatives (A) la table de décision sera tracée comme dans le tableau II.1 tandis que a_{mn} est le score de l'alternative n liée aux critères m ;

	A_1	A_{jn}
C_1	a_{11}	a_{1n}
*
*
C_m	a_{m1}	a_{mn}

Tableau II.1 : Tableau de décision.

Il a été affirmé dans [84] que les poids peuvent être attribués à chaque critère et pris en compte pour une prise de décision meilleure et plus précise à la fois qualitativement et quantitativement. Cependant, l'attribution de poids aux critères qualitatifs peut être affectée par la préférence du décideur et peut varier énormément d'un décideur à un autre.

Pour couvrir cette faiblesse, Saaty [85] a proposé une échelle numérique (1-9) pour transformer les données qualitatives en quantitatif, tandis que la valeur 1 est décrite comme étant d'égale importance ou préférence et 9 décrit une situation avec une extrême importance ou préférence. La pondération des critères peut conduire à un processus de prise de décision précis pour les critères quantitatifs, mais sur les critères qualitatifs, cela pourrait être considéré comme un inconvénient [86].

Parmi plusieurs méthodes de prise de décision pour différents types de problèmes, on distingue :

a. Analytic Hierarchy Process

AHP a été proposée par [85], l'idée de base de cette méthode s'appuie sur une comparaison par paires basée sur le vecteur propre. Marcus et Minc [87] ont défini les vecteurs propres comme un ensemble spécial de vecteurs associés à un système linéaire d'équations (c'est-à-dire une équation matricielle) qui sont parfois aussi appelés vecteurs caractéristiques, vecteurs propres ou vecteurs latents. Il est largement utilisé pour les évaluations subjectives par les praticiens et les universitaires [88].

Dans le cadre de la structuration du problème dans cette approche, le problème de décision doit se structurer en un modèle hiérarchique. Le modèle doit montrer la relation entre le but, les critères et les alternatives. En termes simples, la méthode AHP est une comparaison par paires dans une petite partie de la structure hiérarchique, puis entre les niveaux supérieurs de la structure hiérarchique. Les principaux inconvénients de cette méthode sont les suivants : le poids de chaque critère a un effet significatif sur le score alternatif final, car les critères de pondération dans cette méthode sont subjectifs et basés sur la préférence du décideur, de sorte que la précision de cette méthode peut varier considérablement dans les problèmes subjectifs. Cependant, des efforts ont été faits par les auteurs dans [87] pour couvrir ces points faibles.

b. ELimination Et Choix Traduisant La REalité (ELECTRE)

ELECTRE a été imaginée en 1968. Cette méthode de surclassement est basée sur l'agrégation partielle. L'idée de cette méthode est de classer les alternatives en fonction des indices de concordance et de discordance qui sont calculés avec des données extraites d'une table de décision. Comme mentionné dans [89], cette méthode comporte 4 étapes principales :

- Dans la première étape, un poids doit être donné à chaque critère considéré comme une théorie de normalisation, la somme de tous les poids doit être égale à 1 et une fonction de seuil doit être établie.
- Dans la deuxième étape, l'indice de concordance et discordance doit être calculé pour une paire d'alternatives.
- Ensuite dans la troisième étape un degré de surclassement pour chaque paire d'alternatives doit être calculé sur la base des indices de concordance et de discordance.
- Enfin le classement partiel sera fait en considérant toutes paires d'alternatives.

Le plus gros inconvénient de cette méthode comme l'affirme Hui-Fen Li [90] est : la faiblesse du classement normal d'ELECTRE qui nécessite l'introduction d'un seuil supplémentaire et le classement de l'alternative qui dépend de la taille de ce seuil pour lequel il n'existe pas de valeur correcte. D'autre part, le principal avantage de la méthode est qu'Electre peut traiter à la fois des données quantitatives et qualitatives pour les alternatives de surclassement [89].

c. Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution

TOPSIS est une méthode d'analyse multicritères pour l'aide à la décision, développée par Yoon et Hwang [91]. La méthode d'aide à la décision multicritères est la technique d'optimisation multi-objectifs utilisée pour mesurer les alternatives ; l'idée première de cette méthode est d'élire une action ayant :

- La plus petite distance à l'action dite « idéale » (solution positive-idéale).
- La plus grande distance à l'action dite « anti-idéale ».

TOPSIS est une méthode d'agrégation compensatoire qui compare un ensemble d'alternatives en identifiant des poids pour chaque critère, en normalisant les scores pour chaque critère et en calculant la distance géométrique entre chaque alternative et l'alternative idéale, qui est le meilleur score dans chaque critère. Une hypothèse de TOPSIS est que les critères augmentent ou diminuent de manière monotone. La normalisation est généralement requise car les paramètres ou critères sont souvent de dimensions incongrues dans les problèmes multicritères [92] [93]. Les méthodes compensatoires telles que TOPSIS permettent des compromis entre critères, où un mauvais résultat dans un critère peut être annulé par un bon résultat dans un autre critère. Cela fournit une forme de modélisation plus réaliste que les méthodes non compensatoires, qui incluent ou excluent des solutions alternatives basées sur des seuils fixes. Cette approche sera détaillée dans le travail présenté dans le chapitre 5.

De nos jours, TOPSIS est considérée comme une réussite puisqu'elle a été approuvée dans de nombreux domaines de la communication. A titre d'exemple, dans [94], les auteurs ont été confrontés à l'un des principaux défis de la radio cognitive qui est la transmission sécurisée et la sélection optimale des canaux libres pour une transmission de données ininterrompue. Dans leur article, ils ont proposé un schéma efficace de sélection de canaux libres pour améliorer la qualité de service des réseaux radio cognitive coopératifs. Le modèle proposé a été dérivé comme une approche intégrée en utilisant des techniques MCDM réussies telles que AHP et TOPSIS. De plus, ils ont prouvé l'optimalité de la technique intégrée proposée par rapport à d'autres techniques de sélection de canaux parallèles pour divers scénarios.

Les auteurs dans [95], se sont concentrés sur la gestion dynamique du spectre radio basée sur un algorithme multicritères TOPSIS pour assurer la qualité de service pour les utilisateurs secondaires. Cette approche consiste à utiliser un système multi-agents basé sur l'apprentissage

autonome et axé sur un environnement cognitif compétitif. Dans cet article, les auteurs ont évalué les performances de l'utilisateur secondaire dans un environnement idéal de systèmes radios cognitives. L'implémentation de l'algorithme multicritères TOPSIS permet de choisir le meilleur utilisateur primaire parmi plusieurs PUs détectés dans le spectre radio. Les réseaux radios cognitives améliorent l'efficacité du spectre en utilisant des techniques de gestion du spectre vigilantes et précises faisant appel à diverses techniques telles que la détection d'énergie, la détection de valeur propre minimale et la technique de filtre adapté. Par contre, les techniques classiques de détection d'énergie n'atteignent pas des valeurs de détection élevées. Par conséquent, les auteurs dans [96] proposent une technique de détection d'énergie adaptative pour améliorer l'efficacité. La méthodologie proposée présente de meilleurs résultats numériques que les techniques conventionnelles. Une autre procédure importante de gestion du spectre est le transfert du spectre. Le concept d'attributs multiples pour la prise de décision a été mis en œuvre, sous lequel, la méthode des poids additifs simples et la technique de préférence d'ordre par similarité à la méthode de solution idéale ont été comparées sur la base d'une performance impliquant le triple jeu de services. Dans le même contexte nous avons apporté une contribution basée sur un algorithme combiné AHP-TOPSIS [97] qui sera détaillée dans le chapitre 5.

II.5.4 Méthodes d'apprentissage

L'apprentissage parle d'un concept réunissant toute méthode permettant de bâtir un modèle depuis des données. La visée de l'apprentissage consiste à « apprendre à apprendre » et par la suite, à « agir et réagir » tel le comportement des humains qui perfectionnent leur système d'apprentissage et leurs connaissances de manière autonome sur la durée. Le but majeur serait bel et bien d'agir et réagir sans être clairement paramétrés pour ces actions et réactions. L'apprentissage se sert des programmes de développement qui s'adaptent à chaque différent type de données en entrée.

L'apprentissage n'est guère considéré comme étant une nouvelle technologie. Il fut introduit dans le tout premier réseau neuronal artificiel, nommé « Perceptron » qui fut élaboré en 1958 par le psychologue américain Frank Rosenblatt. Au commencement, Perceptron devait être une machine, et non un algorithme. En 1960, il a été utilisé pour le développement de la machine de reconnaissance d'images « Mark 1 Perceptron ». Mark 1 Perceptron a été le premier ordinateur à utiliser des réseaux neuronaux artificiels (ANN) afin de simuler la réflexion humaine et apprendre par essais et erreurs.

Vu l'accroissement de plusieurs milliards de fois de la puissance de traitement des ordinateurs entre 1956 et 2021 et grâce à l'éclosion des bibliothèques et des Frameworks open source, l'apprentissage s'est amplement démocratisé. De nos jours, nous le trouvons partout : des transactions boursières à la protection contre les logiciels malveillants en passant par la personnalisation du marketing. Peu importe son degré de complexité, l'apprentissage peut être divisé en trois grandes catégories :

a. L'apprentissage supervisé

Les types d'apprentissage supervisé requièrent énormément de travail préparatoire aux data scientists. Les jeux de données en entrée doivent être catalogués, alors qu'il faut signaler les paramètres de sortie, les résultats espérés. Un agencement de la précision lors du processus d'apprentissage est de mise.

L'apprentissage supervisé peut être employé dans le but d'effectuer des prédictions sur des données non disponibles ou à venir (il est donc question de « modélisation prédictive »). L'algorithme tente de déployer une fonction qui suppose avec exactitude la sortie d'après quelques variables d'entrée, comme prédire la valeur d'un bien immobilier (sortie) à partir d'entrées semblables au nombre de pièces, l'année de construction, la surface du terrain, l'emplacement, etc. Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé, on peut citer les suivants :

- **Régression linéaire**

Les algorithmes de régression linéaire sont assurément les plus utilisés par les équipes de data science. Il s'agit d'accomplir de simples concordances entre deux variables dans un jeu de données. Un assemblage d'entrées et de sorties conformes sont étudiés et quantifiés pour présenter une relation, comme la façon avec laquelle la modification d'une variable en affecte une autre. Les régressions linéaires sont visualisées sous forme de lignes sur un graphique.

La popularité de la régression linéaire se traduit par sa simplicité. L'algorithme est aisément définissable, relativement transparent avec très peu de paramètres à configurer. Cet algorithme est réputé dans la pratique des statistiques et est communément utilisé afin d'anticiper des ventes ou des risques.

- **Machine à vecteurs de support (SVM)**

Les machines à vecteurs de support ou SVM (Séparateurs à Vastes Marges) sont des algorithmes qui divisent les données en classes. Durant l'entraînement, un SVM tombe sur une ligne qui désunit les données d'un jeu en classes spécifiques et améliore les marges (les distances entre les frontières de séparation et les échantillons les plus proches) de chaque classe. Une fois les lignes de classification saisies, le modèle peut par la suite les adapter aux nouvelles données.

Les spécialistes positionnent SVM dans la catégorie des « classificateurs linéaires » : l'algorithme est idéal pour discerner des classes simples qu'il sépare par des vecteurs appelés hyperplans. Il est aussi concevable de programmer l'algorithme pour les données non linéaires, qu'il n'est pas probable d'espacer par des vecteurs, c'est le cas des données d'entraînement hypercomplexes comme les visages, traits de personnalité, génomes et matériel génétique. Devenant plus petits et plus difficiles à déterminer, les systèmes de classes ont besoin davantage d'assistance humaine.

b. L'apprentissage non supervisé

Cette approche peut sembler un achèvement (qui permet de découvrir des structures enfouies dans les données) ou une formule aboutissant à un objectif précis. Ce procédé est aussi nommé « apprentissage des caractéristiques » (feature learning). Les algorithmes non supervisés proviennent de disciplines d'apprentissage approfondi pour examiner des patterns en scrutant des ensembles de données d'entraînement non triées et en suivant les corrélations. Les modèles ne sont pas adaptés à cette méthode dans le but de trouver un résultat ou identifier des données précises. Parmi ces algorithmes, on trouve :

- **Les algorithmes Apriori**

Dans ce genre d'algorithmes on quête des similitudes entre deux éléments d'un jeu de données pour analyser s'il y a une réciprocity négative ou positive entre eux. Les équipes

commerciales se servent beaucoup de l'algorithme Apriori, ils tentent de savoir quels produits un client va-t-il assurément se procurer avec un autre. Ces données peuvent être extraites d'une multitude de données, des points de données et des ratios d'achat.

Un algorithme de ce type peut aussi évaluer que l'acquisition d'un élément A n'a que 10 % de chance de conduire à l'achat d'un produit C. Les équipes de marketing sont aptes à utiliser ces renseignements pour combiner des tactiques d'agencement de produits dans un magasin.

- **La répartition en K-moyennes (K-means)**

L'algorithme K-means est basé sur une technique itérative permettant de trier des points de données en groupes ayant des caractéristiques semblables. Par exemple, un modèle de ce type classerait les résultats Web du mot « talisman » en un groupe relatif à un objet disposant de vertus de protection et un autre au modèle de voiture produit par le groupe Renault, à savoir la berline Renault Talisman.

La répartition en K-moyennes est connue pour être concise, tout en pouvant gérer des groupes de données en un laps de temps relativement court. Cette sorte d'algorithme est également bien utilisé par les éditeurs de moteur de recherche pour suggérer des résultats pertinents ou par des entreprises qui veulent répertorier les comportements des utilisateurs. Cette méthode s'avère également efficace dans le contexte de l'analyse de performances informatiques.

c. L'apprentissage par renforcement

Les algorithmes d'apprentissage par renforcement sont basés sur des systèmes de récompenses et de punitions. L'algorithme se voit attribué un but et veille à s'en accaparer pour jouir d'une récompense maximale. Il s'appuie sur des informations limitées et apprend de ses actions précédentes. Ces algorithmes résultent d'un schéma (un modèle), ils doivent alors suivre des étapes bien définies sachant que le nombre d'erreurs et d'essais est restreint. D'autres ne se contentent pas d'un schéma et interprètent à chaque nouvel essai. Ce type d'apprentissage a fait l'objet d'une contribution [98] qui sera détaillée dans le chapitre 3.

Parmi les algorithmes appartenant à cette catégorie d'apprentissage, on peut citer :

- **L'algorithme basé sur un modèle (model-based)**

Les algorithmes basés sur un modèle ont une liberté réduite pour trouver des états et des actions. Cependant, cela leur procure une efficacité statistique supérieure. Ils sont constitués de données spécifiques et d'actions de base en provenance de l'environnement à travers un entraînement supervisé. Ceci vise à accentuer l'apprentissage. Un tel algorithme est utilisé comme référentiel dans le cadre du déploiement d'un jumeau numérique.

- **L'algorithme Q-Learning**

Les algorithmes de Q-Learning cherchent à trouver la meilleure méthode (une politique optimale) pour atteindre un objectif défini en cherchant à obtenir un maximum de récompenses. Ils tentent le plus grand nombre d'actions possibles par état du système sans avoir de connaissance initiale de l'environnement. Un algorithme de ce type peut être construit pour obtenir rapidement des récompenses ou pour atteindre un objectif majeur. Nous apportons de plus ample précisions sur cet algorithme dans le chapitre 3.

Le Q-Learning est souvent associé à des modèles de Deep Learning dans le cadre de projets de recherche, dont ceux de Google DeepMind. Cette technique se décline ensuite en divers algorithmes, dont « deep deterministic policy gradient » (DDPG) ou « hindsight experience replay » (HER).

Afin d'améliorer l'utilisation des ressources disponibles dans les réseaux radio cognitive (CRN), les auteurs dans [99] étudient le problème d'allocation des ressources d'un réseau sans fil radio cognitive sous-jacent basé sur la récupération d'énergie (EH-CRN). L'objectif de ce travail est de maximiser la capacité du EH-CRN en allouant une puissance optimale tout en tenant compte des interférences, du rapport signal sur interférence plus bruit (SINR), de la conservation de l'énergie et des garanties de qualité de service. Un algorithme d'allocation de ressources Q-learning basé sur l'apprentissage par renforcement (QLRA-EH-CRN) est proposé pour résoudre le problème d'optimisation de la programmation non linéaire non convexe. Dans [100], un schéma d'allocation de ressources efficace est proposé qui maximise l'efficacité énergétique tout en maintenant les exigences de QoS pour tous les utilisateurs d'un CRN. Le schéma implémente l'algorithme Q-Learning basé sur l'apprentissage par renforcement. Il permet l'allocation des ressources vertes en fonction des conditions actuelles du réseau qui gère l'approvisionnement QoS pour le trafic hétérogène, même dans des conditions environnementales dynamiques. De plus, pour améliorer les performances d'un tel schéma sophistiqué, un cadre coopératif est introduit pour améliorer la vitesse de convergence.

Dans le même contexte, les auteurs étudient dans [101] le problème d'allocation de puissance à haut rendement énergétique pour les réseaux radio cognitive en mode sous-couche. Ils proposent un nouveau schéma d'apprentissage Q-Learning en ligne pour l'allocation de puissance dans lequel les utilisateurs cognitifs apprennent avec une fonction de conjecture pour sélectionner le niveau de puissance le plus approprié. Le problème d'allocation de puissance est formulé comme un problème d'optimisation dans le but de maximiser l'efficacité énergétique sous les contraintes de QoS et d'interférence.

II.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux différents aspects liés à l'optimisation de manière à exposer les notions indispensables à la compréhension de la suite du travail détaillé dans cette thèse. Nous avons commencé par une introduction des concepts de base associés aux problèmes d'optimisation. Par la suite, nous nous sommes intéressés à la classification la plus dominante, dans la littérature, de ces problèmes. Par ailleurs, nous nous sommes recentrés sur les diverses techniques de résolution exactes et approchées, tout en mettant en avant le choix d'une approche donnée qui découle vigoureusement de la complexité et de la taille du problème. En effet, il est plus convenable de se servir d'une méthode exacte afin de trouver la solution optimale pour les problèmes appelés facile ou de petite taille. Toutefois, ces approches ne peuvent pas s'adapter pour la résolution des problèmes difficiles ou de grande taille. Dans ce cas, l'emploi des heuristiques ou des métaheuristiques permettra de trouver des solutions adéquates quasi optimales dans un temps raisonnable. En outre, nous avons présenté davantage de techniques d'optimisation telles que l'optimisation se servant des méthodes d'aide à la décision et l'optimisation utilisant l'apprentissage qui peuvent avoir un rôle imminent dans un environnement dynamique qui demande beaucoup d'adaptation selon le besoin et en temps réel.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons dans le chapitre suivant au processus de prise de décision liée à l'optimisation de la qualité de service et l'efficacité énergétique en utilisant les méthodes d'apprentissage dans les réseaux radio cognitive.

Deuxième partie :
PROBLEMATIQUE ET
CONTRIBUTIONS

CHAPITRE 3 : Prise de décision basée sur l'apprentissage par renforcement

III. CHAPITRE 3 : Prise de décision basée sur l'apprentissage par renforcement

III.1 Introduction

Les récentes recherches ont conduit à la naissance d'un nouveau concept de réseau vert (Green Networking) qui va révolutionner les processus de communication et les technologies d'information et de communication en général. Il s'agit d'un nouveau concept qui fait référence aux processus utilisés pour optimiser un réseau afin de le rendre plus économe en énergie. Il s'agit donc de processus qui réduisent la consommation d'énergie, ce qui conduira à une réduction de la quantité de gaz CO₂ émis par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre.

Le Green Networking peut tirer parti du vaste paradigme de la radio cognitive. Haykin [5] a défini avec précision l'équipement RC comme un émetteur RC qui apprendra de l'environnement et adaptera ses états internes aux variations statistiques des stimuli de radiofréquence existants. Cela nécessite d'ajuster en temps réel les paramètres de transmission (par exemple, la bande de fréquence, le mode de modulation et la puissance d'émission). Le système de communication intelligent de la RC augmente l'agilité du spectre et l'efficacité énergétique.

Il est à noter que les techniques d'intelligence artificielle ont prouvé leur efficacité pour améliorer les performances d'un réseau radio cognitive [102] [103] [104]. Les techniques d'IA sont également utilisées dans d'autres domaines tels que la reconnaissance de traits du visage, la normalité ou l'anomalie du poids corporel, l'industrie ainsi que la médecine [105] [106].

Dans ce contexte, le but de ce chapitre est d'exposer le travail réalisé dans [98] qui représente une solution basée sur l'IA et la RC pour réduire la consommation énergétique des infrastructures de communication pour une meilleure efficacité énergétique. Notre contribution consiste à utiliser l'algorithme Q-learning afin de permettre aux utilisateurs secondaires de trouver le canal optimal ayant une faible puissance d'émission en garantissant les besoins de leurs applications, et donc une réduction de la consommation énergétique de leurs batteries tout en minimisant les interférences dans le réseau.

III.2 Travaux connexes

Dans le contexte de la radio cognitive, l'apprentissage par renforcement a été sollicité dans de nombreux travaux tels que :

- Le travail réalisé dans [107], les auteurs ont proposé une technique d'apprentissage par renforcement pour gérer la gestion du spectre. Cette approche utilise l'algorithme d'apprentissage Q-learning pour prouver que si l'apprentissage par renforcement est utilisé dans ce domaine, il y aura une amélioration drastique des performances des réseaux radio cognitive ad hoc qui permettra une attribution efficace du spectre en maximisant la récompense à long terme.
- Dans [108], les auteurs examinent la stratégie optimale de concurrence du spectre pour un opérateur de réseau virtuel dans les réseaux cellulaires cognitifs avec des stations de base à récupération d'énergie. Dans le scénario de cette étude, plusieurs opérateurs de réseaux virtuels cognitifs (CVNO) obtiennent des ressources spectrales d'un opérateur de réseau mobile via la détection et la location de spectre afin de fournir des services de données à

leurs abonnés. Par rapport à la location de spectre traditionnelle via un contrat à long terme, le spectre acquis par détection est généralement moins cher mais n'est pas fiable en raison des activités stochastiques des utilisateurs sous licence. Les CVNO doivent déterminer le montant optimal de détection et de location pour satisfaire les besoins des abonnés tout en garantissant un faible coût de location. L'objectif est donc de trouver un système efficace de détection et de location de spectre pour un CVNO afin de maximiser son utilité à long terme. Le problème est d'abord formulé dans le contexte d'un processus de décision séquentiel tenant compte de la dynamique des activités des utilisateurs, des prix du spectre et de l'énergie récoltée. Les auteurs ont développé ensuite un algorithme d'apprentissage par renforcement profond qui utilise des réseaux de neurones profonds afin que le CVNO puisse apprendre la politique de décision optimale en interagissant avec l'environnement.

▪ Dans [109], le problème d'attribution du spectre a été abordé, concernant la capacité du réseau et l'efficacité du spectre en tant qu'objectifs contradictoires. Les auteurs ont modélisé le scénario comme un problème d'optimisation à objectifs multiples dans les réseaux RC. Une version améliorée de l'algorithme génétique de tri non dominé-II (NSGA-II) qui combine la fonctionnalité de l'algorithme évolutif et de l'apprentissage automatique appelé algorithme génétique de tri non dominé basé sur l'apprentissage par renforcement (NSGA-RL) est proposée en intégrant une approche d'auto réglage des paramètres pour gérer plusieurs objectifs conflictuels.

▪ Dans [110], un algorithme basé sur le Q-learning profond pour une allocation optimale des ressources dans les réseaux radio cognitive à récupération d'énergie (EH-CRN) a été proposé. Dans EH-CRN, les ressources de canal des réseaux du PU sont partagées avec les SUs et la récupération d'énergie permet aux nœuds d'acquérir de l'énergie de l'environnement pour la durabilité de l'exploitation. Cependant, la quantité d'énergie récoltée dans l'environnement n'est pas fixe et nécessite une allocation dynamique des ressources pour obtenir une capacité de réseau et de débit optimale. L'algorithme améliore l'allocation des ressources dans EH-CRN, tout en tenant compte des contraintes de qualité de service, d'énergie et d'interférence.

▪ Dans [111], une approche de formation de clusters basée sur Q-learning dans les réseaux ad hoc radio cognitive basés sur des clusters (CRAHN) a été proposée. La valeur Q est utilisée pour évaluer la qualité du canal de chaque nœud. Pour former un réseau de cluster distribué, la qualité du canal, l'énergie résiduelle et les conditions du nœud/réseau voisin sont prises en compte. En échangeant les informations d'état de chaque nœud en termes de canaux et de voisins, chaque nœud connaît la topologie voisine et quel nœud est le meilleur candidat pour le chef de cluster (CH). La sélection distribuée du CH, la décision optimale de canal de données actif commun et les procédures de sélection de nœud passerelle sont traitées dans ce travail.

▪ Dans [112], les auteurs ont étudié la commutation de canaux pour les utilisateurs secondaires dans les réseaux radio cognitive pour une meilleure efficacité énergétique. Contrairement aux schémas existants où les SUs adoptent les mêmes stratégies de commutation de canal quel que soit le canal sur lequel ils restent, le schéma proposé permet aux SUs d'adapter leurs stratégies de commutation de canal aux comportements des utilisateurs primaires sur les canaux et d'appliquer différentes stratégies de commutation de canal sur différents canaux basées sur un apprentissage par renforcement qui permet aux

SUs d'apprendre des schémas de commutation de canal en interagissant avec l'environnement.

III.3 Modèles de consommation d'énergie dans les réseaux sans fil

L'énergie nécessaire pour transmettre un paquet dans un réseau sans fil d'un nœud à un autre est calculée à l'aide de la formule suivante [113] :

$$E = i \times v \times t_p \quad \text{joules} \quad (\text{III.1})$$

Où i est le courant (en ampère), v est la tension (en volt) et t_p est le temps nécessaire pour transmettre le paquet (en secondes).

Les auteurs dans [114] ont démontré que la longévité d'une batterie est inversement proportionnelle à la puissance d'émission.

Par contre, les auteurs dans [115] expriment la consommation d'énergie par rapport à la durée de vie d'une batterie comme suit :

$$h_{Batt} = \frac{C_{Batt} \times V_{Batt}}{P_{tx} + K} \quad \text{Heures} \quad (\text{III.2})$$

Où C_{Batt} est la capacité de la batterie et V_{Batt} est la tension de la batterie, P_{tx} est la puissance d'émission et K est une constante représentant la puissance nécessaire au traitement du signal. Une valeur appropriée est $K = -13$ dBW (décibel watt).

Les auteurs dans [116] ont proposé un modèle radio de consommation d'énergie dans les réseaux de capteurs sans fil (voir Figure III.1). Ainsi, l'énergie nécessaire pour émettre des messages $E_{Tx}(s, d)$ et recevoir des messages $E_{Rx}(s)$ sont donnés comme suit :

Pour envoyer un message de s bits à un récepteur éloigné de d mètres, l'émetteur consomme :

$$E_{Tx}(s, d) = E_{Tx}elec(s) + E_{Tx}amp(s, d) \quad (\text{III.3})$$

$$E_{Tx}(s, d) = (E_{elec} \times s) + (E_{amp} \times s \times d^2) \quad (\text{III.4})$$

Pour recevoir un message de s bits, le récepteur consomme :

$$E_{Rx}(s) = E_{Rx}elect(s) \quad (\text{III.5})$$

$$E_{Rx}(s) = E_{elec} \times s \quad (\text{III.6})$$

E_{elec} et E_{amp} représentent respectivement l'énergie de transmission électronique et amplifiée (voir Figure III.1).

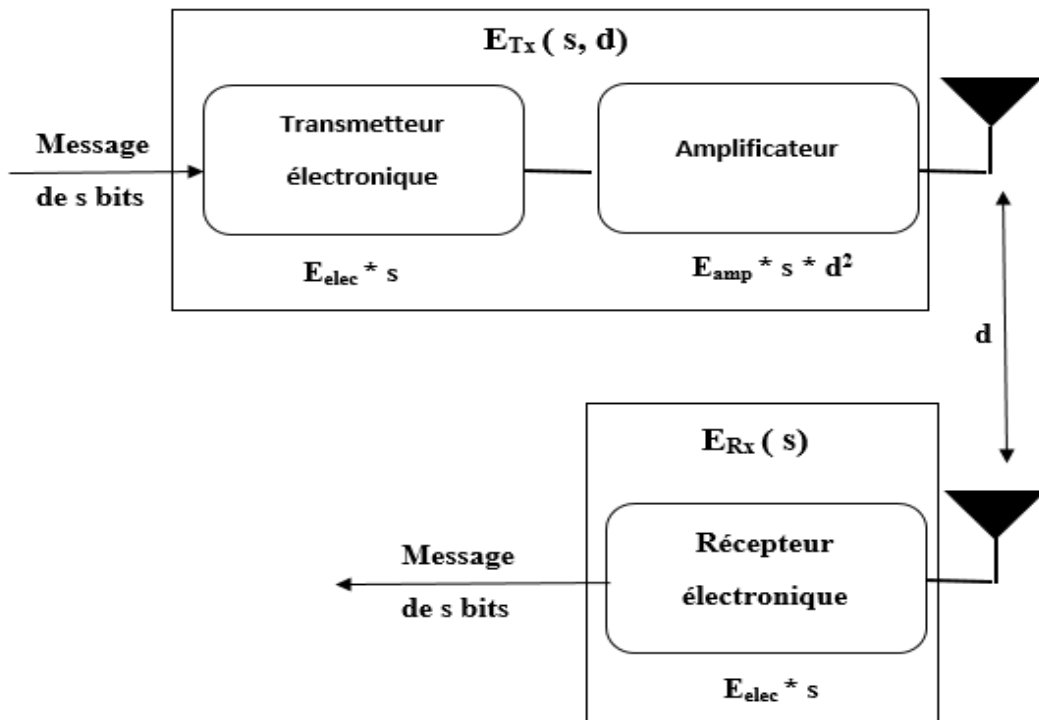


Figure III.1 : Modélisation de la consommation d'énergie dans un réseau de capteurs [116].

III.4 Green cognitive radio : approche par apprentissage par renforcement

L'apprentissage automatique ML (Machine Learning) est une méthode d'analyse de données qui automatise la création de modèles analytiques. C'est une branche de l'IA basée sur l'idée que les machines ont la capacité d'apprendre et de former un comportement adaptatif dans le processus, sans être programmées pour le faire [117].

L'apprentissage par renforcement est un domaine du ML qui peut résoudre des problèmes de décisions séquentielles dans l'incertain. Nous considérons un agent (ou, sujet, acteur, décideur) et un environnement (ou système). L'agent fait face à une série de décisions. L'environnement, quant à lui, est défini par un état qui évolue dans le temps de manière aléatoire en fonction des décisions prises par l'agent. La prise de décision est un choix d'action. Ce choix dépend de l'état actuel de l'environnement. Ainsi, la décision prise à chaque instant induit un changement d'état et influence la prise de décision ultérieure. Cette dénomination d'apprentissage par renforcement trouve son origine dans le fait qu'à tout moment l'agent reçoit des récompenses (ou profits, gains) en fonction de l'état de l'environnement et de l'action qu'il a sélectionnée. Ces récompenses le dirigent vers sa prise de décision.

Ainsi, le but de l'agent est de choisir ses actions afin de maximiser les récompenses obtenues. Généralement, l'agent vise à maximiser, non pas les récompenses reçues à tout moment, mais celles reçues sur le long terme. L'action pour maximiser la récompense immédiate compte-tenu de l'état de l'environnement est a priori différente de celle entraînant un bénéfice important à long terme. En effet, la récompense reçue par l'agent est dépendante à la fois de l'action choisie et de l'état de l'environnement. Il peut être nécessaire d'élire des actions qui ne sont pas rentables à court terme afin d'atteindre un état dans lequel la récompense est très importante.

III.4.1 Description du problème

Le secteur des télécommunications a intégré la nécessité de réduire sa consommation d'énergie. A l'intérieur d'une liaison de données sans fil, la gestion de l'énergie devient problématique. Certes, il est nécessaire d'alimenter l'équipement et de transmettre les informations selon une puissance d'émission donnée. Cette puissance n'est qu'une énergie développée par le dispositif radio pour transmettre ses données d'où l'impact sur la consommation d'énergie, car si on voulait augmenter l'énergie développée (puissance de transmission) nous aurons besoin d'une énergie de base (grosse charge). Aussi et avec la croissance d'équipements de plus en plus miniaturisés et/ou difficiles à recharger, il est nécessaire de réduire la consommation d'énergie et donc le coût énergétique de ces liaisons deviendra de plus en plus utilisé.

Dans le cas général de la RC, les utilisateurs cognitifs communiquent via un canal en ne tenant compte que de sa disponibilité. L'étude de l'équipe « Central Supelec » proposait d'ajouter une contrainte en plus de la disponibilité qui est la puissance d'émission pour minimiser la consommation électrique mais un problème se pose lors de la minimisation de la puissance d'émission, le débit sera bel et bien affecté [118].

Notre approche dans ce contexte vise à améliorer l'efficacité énergétique en sélectionnant des canaux à faible puissance d'émission et un débit satisfaisant pour la communication, en adoptant un algorithme d'apprentissage par renforcement qui est le « Q-learning ». Chaque canal peut être considéré comme un état (S), le passage d'un canal à un autre (transfert de spectre) est considéré comme une action (A). Supposons dans un premier temps que tous les canaux soient disponibles, et qu'un débit minimum pour satisfaire la communication soit connu. L'algorithme aura besoin d'une matrice de récompense R et produire une matrice de quantité Q.

III.4.2 L'algorithme Q-learning

Q-learning est l'un des algorithmes d'apprentissage par renforcement. Il a été proposé comme un moyen d'optimiser les solutions dans les problèmes de processus décisionnel de Markov (MDP). La particularité du Q-learning est sa capacité à choisir entre des récompenses immédiates et des récompenses différées. A chaque pas de temps, un agent observe le vecteur d'état, puis choisit et applique une action. Lorsque le processus passe à un état, l'agent reçoit une récompense R. Le but de l'entraînement est de trouver l'ordre séquentiel des actions qui maximise la somme des futures récompenses, conduisant ainsi au chemin le plus court depuis le début.

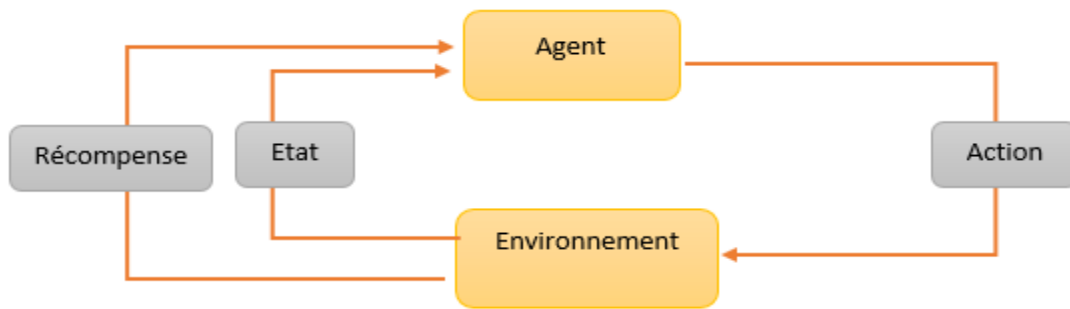


Figure III.2 : Composants du Q-Learning.

a. Terminologie du Q-Learning

- État : l'état, S , représente la position actuelle d'un agent dans un environnement.
- Action : l'action, A , est l'étape entreprise par l'agent lorsqu'il se trouve dans un état particulier.
- Récompenses : pour chaque action, l'agent recevra une récompense positive ou négative.
- Épisodes : lorsqu'un agent se retrouve dans un état de terminaison et ne peut pas effectuer de nouvelles actions.
- Valeurs Q : Utilisées pour déterminer la qualité d'une action, A , prise à un état particulier, S . $Q(A, S)$.
- Différence temporelle : une formule utilisée pour trouver la valeur Q en utilisant la valeur de l'état et de l'action actuels et de l'état et de l'action précédents.

b. Équation de Bellman

L'équation de Bellman est utilisée pour déterminer la valeur d'un état particulier et en déduire l'optimalité de cet état. L'état optimal nous donnera la valeur optimale la plus élevée.

L'équation utilise l'état actuel et la récompense associée à cet état, ainsi que la récompense maximale attendue et un taux d'actualisation, qui détermine son importance pour l'état actuel, afin de trouver l'état suivant de notre agent. Le taux d'apprentissage détermine la vitesse ou la lenteur d'apprentissage du modèle.

Chaque nouvel état est calculé à l'aide de l'équation donnée ci-dessous :

$$Q(\text{etat}, \text{action}) = Q(\text{etat}, \text{action}) + \alpha \times (R(\text{etat}, \text{action}) + \gamma \times \max[Q(\text{etat suivant}, \text{toutes les actions})]). \quad (\text{III.7})$$

- Taux d'apprentissage " α " : détermine la quantité de nouvelles informations calculées par rapport à l'ancienne. Un facteur de 0 n'enseignerait en rien l'agent, alors qu'un facteur de 1 amènerait l'agent à ne considérer que la dernière information (également appelée exploration).
- Facteur d'actualisation " γ " : détermine l'importance des récompenses futures. Un facteur de 0 rendrait l'agent myope en ne considérant que les récompenses actuelles, alors qu'un facteur proche de 1 impliquerait les récompenses les plus éloignées (également appelées exploitation).

c. Processus d'apprentissage du Q-Learning

L'algorithme Q-learning se compose de quatre processus importants (voir figure III.3).

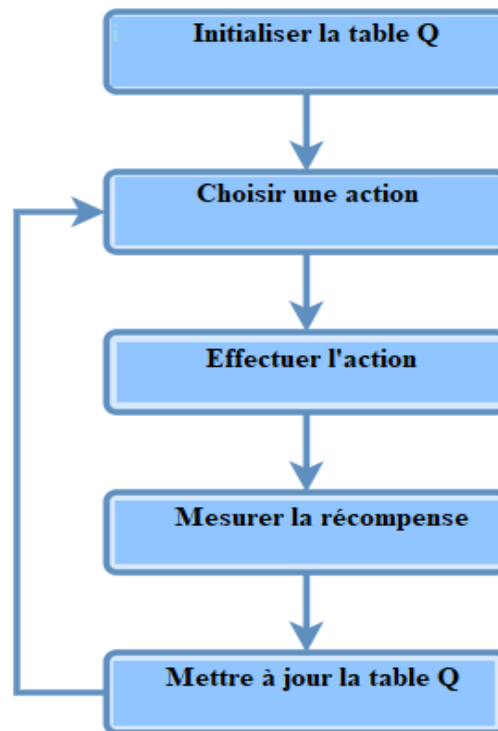


Figure III.3 : Processus Q-learning.

- Initialisation : la table Q équivaut à zéro.
- Exploration ou exploitation : tout au long de cette phase, l'agent sélectionnera une des deux capacités. Du moment où l'agent exploite, il acquerra des informations à partir de la table des questions, ou lorsqu'il explore, il tentera de se servir de nouveaux procédés.
 - Si l'agent travaille pour un nombre supérieur durant un moment précis, il est primordial d'exploiter.
 - Tant que l'agent n'a pas d'expérience, l'exploration est majeure.

Il est possible de gérer les réglages entre deux conditions, l'exploration et l'exploitation, tout en ajoutant un epsilon à introduire dans la fonction de valeur. Lorsque nous débutons avec le modèle et que nous n'insérons aucune information, nous devons préférer l'exploration. Or, dès que notre modèle commence à s'adapter à l'environnement, nous devons suivre l'exploitation. Pour être plus concis, l'agent prendra des mesures à l'étape deux, et les choix sont l'exploration et l'exploitation.

- Mesurer la récompense : quand l'agent décide de l'action à élire, il agit. Cela entraîne l'agent à l'étape suivante, qui est l'état « S ». Dans cet état, l'agent réalise quatre actions. Toute action mènera l'agent vers de multiples scores de récompense. Prenons comme exemple un agent ayant choisi l'état 5 à partir de l'état 1, il ira plus loin en fonction de l'expérience de cet état. L'agent est éventuellement apte à trancher soit de passer à l'état 6 ou à l'état 9 selon l'expérience antérieure et d'une potentielle attente de récompense.

- Mise à jour de la table Q : l'agent déterminera la valeur de la récompense. L'algorithme se servira de l'équation de Bellman de manière à ce que la valeur à l'État « S » soit mise à jour. A l'instant où il aura franchi chacun de ces stades en apprenant de façon significative, il décrochera des valeurs actualisées sur la table Q. Actuellement, il est facile de se servir de la table Q pour cartographier les états. Chaque agent d'état choisira une action qui le guidera à l'état ayant la valeur Q la plus importante.

III.4.3 Présentation de l'approche adoptée

Dans un réseau radio cognitive, les utilisateurs cognitifs effectuent une phase de « sensing » avant de faire une transmission pour vérifier la disponibilité des canaux et le choix du canal se fait de manière à satisfaire la communication en termes de débit sans prendre en compte la puissance de transmission.

Notre proposition consiste à guider l'utilisateur cognitif dans le choix du canal garantissant la meilleure efficacité énergétique tout en satisfaisant le débit nécessaire pour la communication selon le type d'application utilisée.

Dans notre étude, nous avons utilisé trois applications :

Service	L'application	Débit nécessaire
Conversationalnel (temps réel)	La téléphonie	9.6 kbit/s (GSM)
	La visioconférence	384 kbit/s (3G)
Streaming	Audio haute qualité	128 kbit/s (3G)

Tableau III.1 : Les applications utilisées.

Nous avons également caractérisé chaque canal par :

- **Le débit** : exprimé en kbit/s.
- **La puissance** : exprimée en dBm.
- **L'état** : libre ou occupé.
- **L'interférence** : exprimée en Mw.

Notre contribution consiste à appliquer l'algorithme Q-learning sur les nœuds SU pour prédire la sélection du canal qui va satisfaire le débit demandé par l'application utilisée tout en misant sur un canal qui nécessite une faible puissance de transmission pour une solution green et en tenant compte de l'interférence maximale tolérée par le PU.

Chaque canal est considéré comme un état, se déplacer d'un canal à un autre est considéré comme une action. L'algorithme aura besoin d'une matrice de récompense R et produira une matrice de quantité Q. La taille des deux matrices R et Q varient selon le nombre de canaux.

a. Matrice de récompense R

Une transition se produit suite à l'action à effectuer, et un nouvel état est pris en compte. Une récompense est générée en fonction de cette transition. La récompense renvoyée est ensuite stockée ou apprise pour cette paire d'actions d'état.

La matrice R contient pour chaque état une ligne d'action remplie comme suit :

- **100** est la récompense pour l'état final (le canal optimal) celui qui définit une transition possible avec une puissance plus faible par rapport à tous les autres canaux.
- **0** pour les transitions possibles dans le cas où le débit d'un canal est satisfaisant.
- **-20** est la pénalité : pour les transitions impossibles dans le cas où le débit du canal est insatisfaisant.
- **-10** est la pénalité : dans le cas où l'interférence dépasse le seuil autorisé.

Les lignes représentent l'état actuel de l'agent, et les colonnes représentent les actions possibles menant à l'état suivant.

Le pseudo code suivant est utilisé pour le remplissage de la matrice R :

Algorithme III.1: Pseudo code pour le calcul de la matrice R

1. **Si** (débit satisfaisant) **alors** //canal favorable
 2. **Si** (interférence générée > Seuil (PU)) **alors** pénalité (-10)
 // pénalité de l'interférence générée.
 3. **Sinon** pénalité (0)
 // pour les états possibles car le seuil d'interférence est respecté.
 4. **Finsi**
 5. **Sinon** pénalité (-20) // canal défavorable donc pénalité maximale.
 6. **Finsi**
 7. Parcourir les états possibles.
 8. **Si** (la puissance du canal == la puissance minimale parmi tous les canaux) **alors**
 récompense (100)
 9. **Finsi**
-

Par exemple, en choisissant les canaux C₁₅, C₄₅, C₅₅ et C₆₅ sachant que : l'utilisateur veut faire une visioconférence (débit requis = 384 Kbit/s), le seuil d'interférence toléré par le PU est égal à 0.03 et le jeu de données des canaux est le suivant :

Canal	Débit	Puissance	Interférence
C ₁₅	381 Kbit/s	35 dBm	0.02
C ₄₅	428 Kbit/s	44 dBm	0.04
C ₅₅	415 Kbit/s	40 dBm	0.01
C ₆₅	392 Kbit/s	30 dBm	0.01

Tableau III.2 : Exemple de quelques canaux.

- C₁₅ aura une pénalité de -20 (débit insatisfaisant).
- C₄₅ aura une pénalité de -10 (débit satisfaisant mais interférences dépassant le seuil).
- C₅₅ sera à 0 (débit satisfaisant et interférences limitées donc état possible).
- C₆₅ sera à 0 (bon débit et interférences limitées donc état possible).
- C₆₅ aura une récompense de 100 (état possible avec une force de signal minimale).

b. La matrice de quantité Q

La lettre « Q » désigne la fonction qui mesure la qualité d'une action effectuée dans un état donné du système ; il représente la mémoire de ce que l'agent a appris par l'expérience. Avant le début de l'apprentissage, la fonction Q est arbitrairement initialisée. Alors, après avoir calculé la matrice R, à chaque choix d'action et avec une observation de la récompense et du nouvel état (qui dépend de l'état précédent et de l'action en cours), la fonction Q est mise à jour. Le cœur de l'algorithme est une mise à jour de la valeur de la fonction Q. La définition de cette valeur est corrigée à chaque étape comme le montre l'algorithme suivant :

Algorithme III.2: Pseudo code pour le calcul de la matrice Q

1. **Début**
 2. Définir le paramètre (α, γ) et les récompenses d'environnement dans la matrice R.
 3. Initialiser la matrice Q à zéro.
 4. **Pour** chaque cycle de formation **faire**
 5. Sélectionner un état initial aléatoire.
 6. **Tant que** l'état final n'a pas été atteint **faire**
 7. Sélectionner l'une des actions possibles pour l'état actuel.
 8. En utilisant cette action possible, envisager de passer à l'état suivant.
 9. Obtenir la valeur Q maximale pour cet état suivant en fonction de toutes les actions possibles.
 10. Calculer Q :

$$Q(\text{state}, \text{action}) = Q(\text{state}, \text{action}) + \alpha * (R(\text{state}, \text{action}) + \gamma * \max(\text{next state}, \text{all actions}) - Q(\text{state}, \text{action}))$$
 11. Définir l'état suivant comme état actuel.
 12. **Fin Tant que**
 13. **Fin Pour**
 14. **Fin**
-

Le but de répéter ce processus est qu'un canal trouve une politique optimale pour chaque état de manière récursive. Le fait que l'algorithme de Q-learning converge sans aucune connaissance préalable de l'environnement le rend adapté dans un contexte de RC en raison de l'imprévisibilité de ce type de réseau. Après le remplissage de la matrice Q, le meilleur canal est celui qui a la valeur maximale dans cette matrice. L'algorithme III.3 explique l'utilisation de la matrice Q.

Algorithme III.3: Pseudo code pour l'utilisation de la matrice Q

1. **Entrée** : (matrice Q, état initial)
 1. Définir l'état actuel = état initial
 2. À partir de l'état actuel, rechercher l'action qui produit la valeur Q maximale.
 3. Définir l'état actuel = état suivant.
 4. Aller jusqu'à l'état actuel = état final.
-

III.5 Simulations effectuées et résultats obtenus

Avant d'entamer cette partie, nous tenons à préciser que l'algorithme proposé a été développé avec le langage JAVA sous l'environnement de développement intégré Eclipse.

III.5.1 Environnement de simulation

Dans ce qui suit, nous considérons un réseau radio cognitive composé de plusieurs SUs et de plusieurs PUs. Le scénario prend en compte la présence d'interférences dans le réseau et le départ/arrivée des PUs.

L'environnement de simulation est comme suit :

- Le CRN se compose de 80 canaux.
- Le SU utilise la visioconférence comme application lors de la transmission nécessitant le débit cité dans le tableau III.2.
- Chaque canal est caractérisé par : son débit, sa puissance et ses interférences. Au début de chaque simulation, une matrice contenant les canaux du CRN est remplie par des vecteurs représentant les valeurs (débit, puissance, interférences) de chaque canal.
- Chaque canal a deux états possibles : Libre / Occupé.
- Chaque PU se voit attribuer un canal de manière aléatoire pendant un certain temps (modélisation de l'arrivée/départ des PUs).
- Vitesse d'apprentissage (α) = 0.8.
- Facteur d'actualisation (γ) = 0.2.
- L'interférence maximale tolérée par le PU est de 0,03.

Dans ce qui suit et en absence de benchmark pour nos simulations et dans l'objectif d'avoir plus de crédibilité dans la tâche de comparaison, nous avons utilisé les trois scénarios suivants :

- Premier scénario : 25% des canaux du réseau avec un débit satisfaisant (pour la communication) et 75% avec un débit insatisfaisant.
- Deuxième scénario : 50% des canaux du réseau avec un débit satisfaisant et 50% avec un débit insatisfaisant.
- Troisième scénario : 75% des canaux du réseau avec un débit satisfaisant et 25% avec un débit insatisfaisant.

Le tableau III.3 montre les découpages des canaux dans chaque scénario utilisé :

Découpage de 80 canaux	Nombre de Canaux (débit insatisfaisant)	Nombre de Canaux (débit satisfaisant)
1 ^{er} découpage	60	20
2 ^{ème} découpage	40	40
3 ^{ème} découpage	20	60

Tableau III.3 : Les découpages utilisés.

Au début de la simulation, tous les canaux sont libres. Pour les différents résultats obtenus, nous avons considéré la moyenne de 10 simulations dans chaque découpage.

III.5.2 Résultats obtenus

a. Comparaison par rapport au temps de recherche

En considérant une unité de temps par saut, le temps de recherche dans les deux cas (RC et RC avec Q-learning) est égal aux nombres de sauts nécessaires pour trouver le meilleur canal pour l'application. La figure III.4 montre l'impact de l'apprentissage par renforcement sur le temps de recherche dans les trois scénarios.

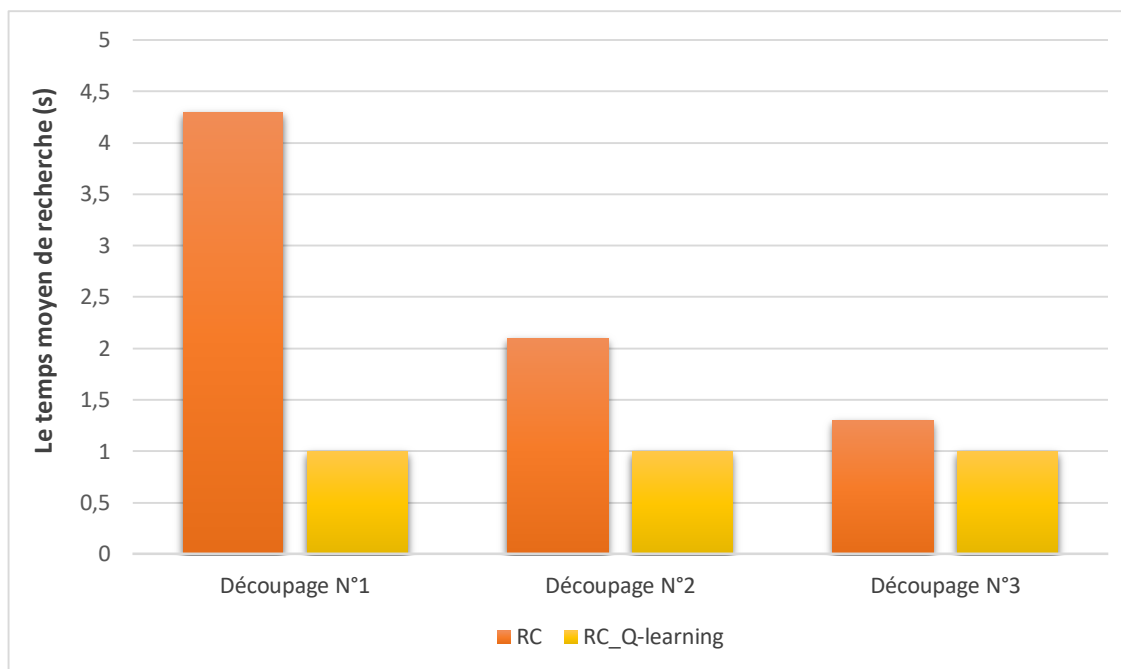


Figure III.4 : Temps moyen de recherche dans la RC classique vs RC avec Q-learning pour les 3 découpages.

En analysant la figure III.4 :

- D'une part, les différents découpages de canaux n'ont aucune influence sur la RC avec Q-learning, nous avons toujours un seul saut pour trouver le bon canal et donc il consomme une seule unité de temps peu importe le découpage.

- D'autre part, dans la RC classique, nous remarquons que nous allons faire beaucoup plus de sauts, quand le nombre de canaux qui ont un débit insatisfaisant est plus grand (découpage 1), ce qui implique plus de temps de recherche. Par contre, avec un nombre important de canaux qui ont un débit satisfaisant (découpage 3), nous avons moins de sauts pour atteindre un bon canal et par conséquent le temps de recherche est réduit.

b. Impact sur la consommation d'énergie

L'énergie est calculée par la formule suivante :

$$E = i \times v \times t \quad (\text{III.8})$$

Tel que :

$i \times v$: représente la puissance de transmission.

t = temps de recherche + temps de transmission.

Le temps de recherche : le nombre de sauts (en consommant une unité de temps par saut).

$$\text{Le temps de transmission} = \frac{\text{La taille du paquet}}{\text{Débit}}.$$

Dans ce qui suit, nous avons pris une taille de paquet fixe pour toutes les comparaisons : 10 kbits.

La figure III .5 présente les graphes de comparaison de l'énergie consommée de la RC classique et de la RC avec Q-learning dans les différents découpages :

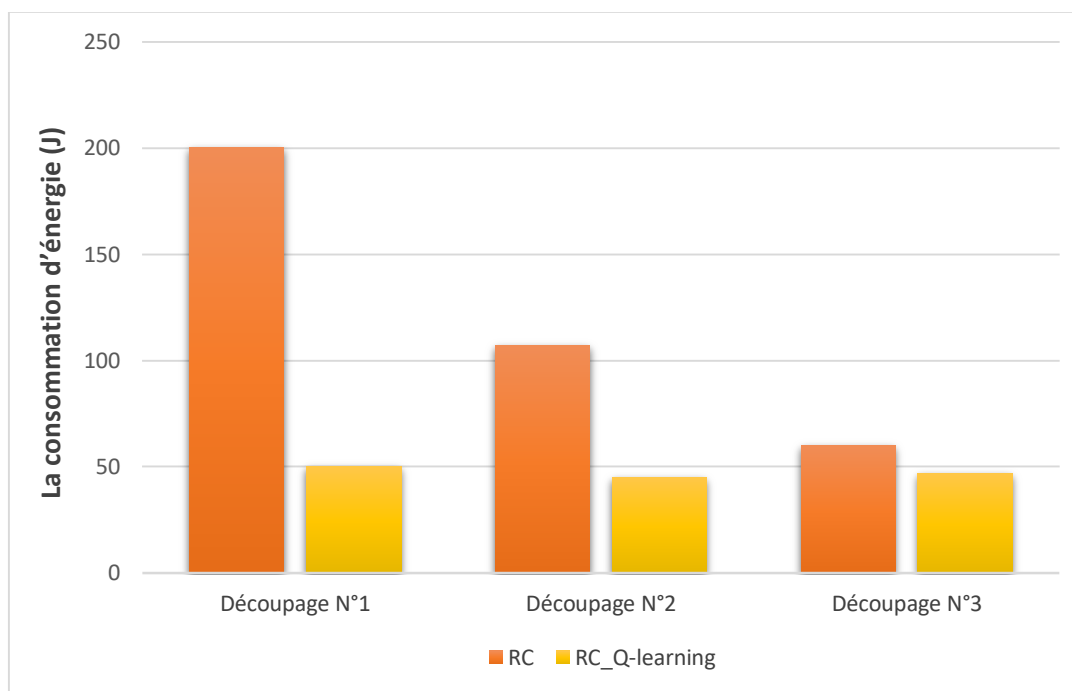


Figure III.5 : Consommation d'énergie de la RC et de la RC_Q-learning dans les trois découpages.

Le tableau III.4 résume les résultats obtenus par rapport à l'énergie consommée dans le cas de la RC et de la RC avec Q-learning.

	L'énergie consommée avec la RC (joules) RC (J)	L'énergie consommée avec la RC_Q (joules) RC_Q (J)
Découpage N°1	200.0	48.1
Découpage N°2	105.0	44.0
Découpage N°3	59.4	45.5

Tableau III.4 : Récapitulatif de l'énergie consommée dans la RC et la RC_Q.

Avec la RC classique, le SU ne se soucie pas de l'énergie consommée lors d'une transmission, satisfaire la communication en termes de débit est sa seule préoccupation. Notre travail vise à ajouter la contrainte de l'énergie consommée pour une meilleure efficacité

énergétique au sein d'un CRN. La différence est significative, et dans les trois scénarios, la RC avec Q-learning consomme moins d'énergie que dans la RC classique du fait que chaque utilisateur cognitif utilisant l'algorithme d'apprentissage, dispose d'une base de connaissances pour désigner directement le canal qui satisfait la communication avec une faible puissance d'émission. En revanche, dans la RC classique, l'utilisateur effectuera plusieurs sauts de spectre pour trouver le canal satisfaisant en termes de débit mais sans tenir compte de la puissance d'émission.

Dans ce qui suit, nous avons calculé le taux de réduction de la consommation d'énergie pour montrer le gain obtenu avec l'apprentissage par renforcement pour chaque découpage de la façon suivante :

$$\text{Taux de réduction (\%)} = \frac{RC(J) - RC_Q(J)}{RC(J)} \quad (\text{III.9})$$

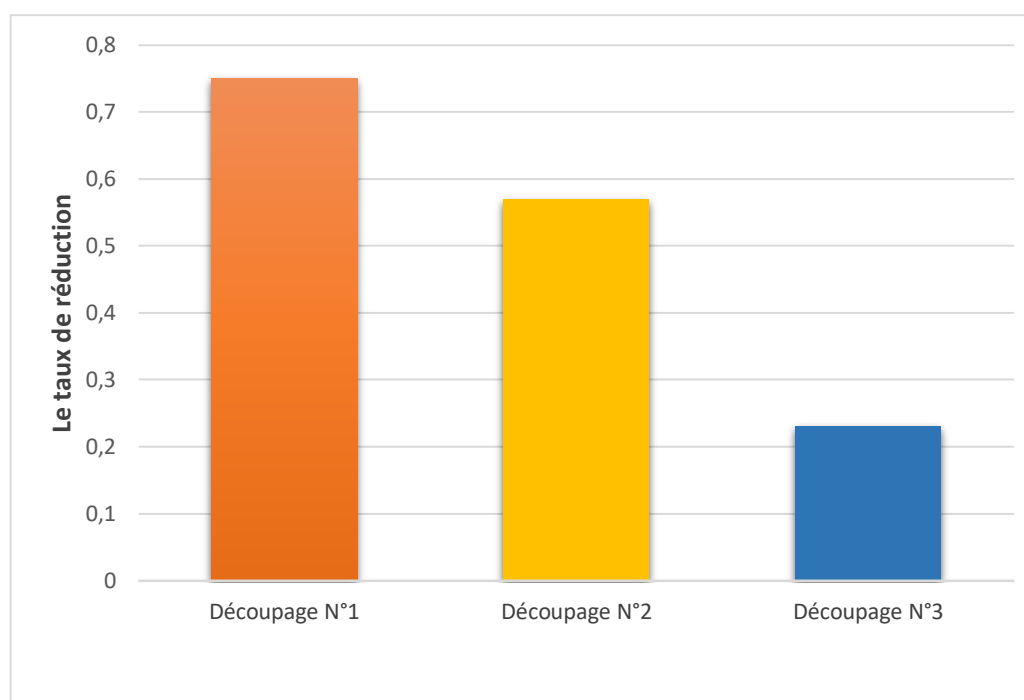


Figure III.6 : Taux de réduction de la consommation d'énergie.

Nous remarquons que le taux de réduction dans le découpage n°1 est largement supérieur aux autres découpages car dans ce scénario la probabilité de se trouver avec un canal qui ne satisfait pas le débit demandé est trop élevé avec la RC classique. Dans ce cas, l'utilisateur cognitif effectue plusieurs sauts avant de choisir le bon canal en consommant par conséquent beaucoup d'énergie. En revanche, dans le cas de la RC avec Q-learning, le SU dispose d'une base de connaissances qui l'oriente vers un canal efficace en énergie.

Nous remarquons également que le taux se réduit dans les deux autres découpages, ce qui s'explique par la diminution du nombre des canaux qui ne satisfont pas le débit demandé. Le SU aura moins de sauts à faire dans la RC classique et moins d'énergie à consommer.

c. Impact sur les interférences

La figure III.7 montre l'intérêt de l'apprentissage par renforcement pour minimiser les interférences générées par les SUs dans le contexte de la RC.

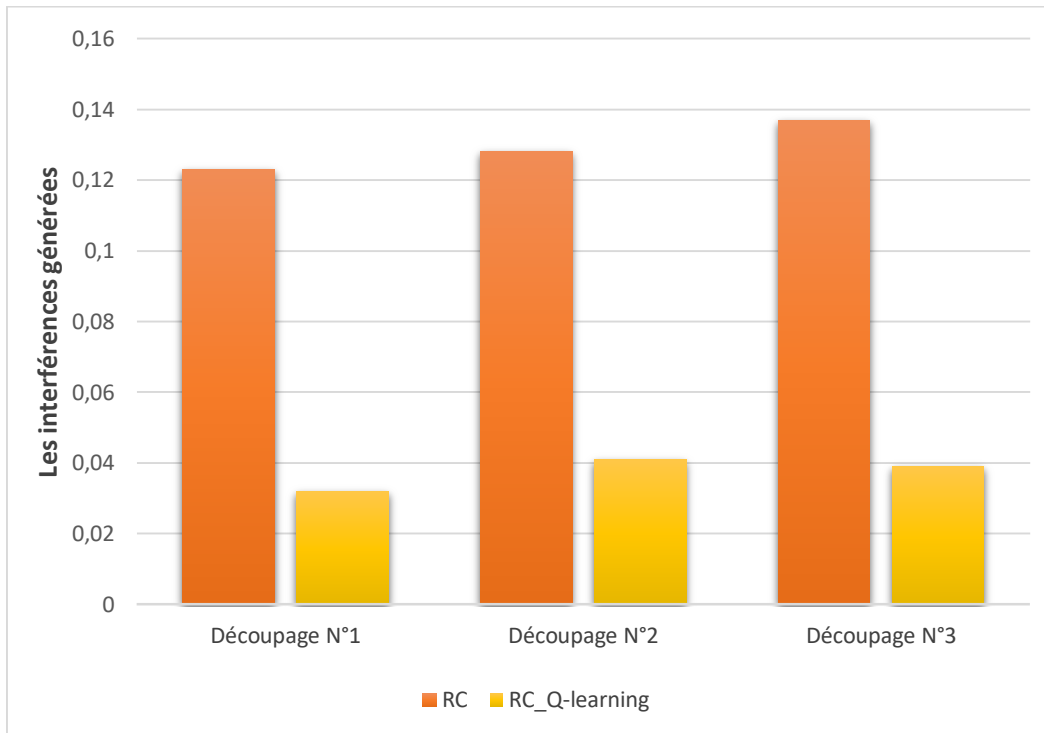


Figure III.7 : Impact de l'apprentissage par renforcement sur les interférences.

Dans une transmission sans fil, lorsqu'un utilisateur transmet sur un canal avec une certaine puissance de transmission, une interférence sera générée sur les canaux voisins. Si cette interférence est importante elle peut gêner les utilisateurs dans le voisinage. Dans un environnement RC, l'utilisateur voisin peut être le PU du canal. Dans notre contribution, nous avons supposé que le PU instaure un seuil d'interférences à ne pas dépasser par le SU.

Avec la RC classique, le SU effectue un sensing pour voir les canaux disponibles avant de faire des sauts de spectre vers ces canaux qui satisferont sa communication en termes de débit mais ne minimisent pas nécessairement les interférences et/ou la puissance de transmission. Dans le cas de l'utilisation de la RC avec l'apprentissage par renforcement, le SU réalise une phase d'apprentissage lors de la détection. Lors du remplissage de la matrice de récompense, si l'interférence générée est supérieure au seuil instauré, le canal reçoit une pénalité ce qui réduit ses chances d'être choisi.

Cet apprentissage précède la transmission et remplit une base de connaissances efficace pour décider du prochain canal à choisir pour le saut de spectre. Au début et comme la base de connaissances est encore vide, nous remarquons que le choix du canal n'est pas optimal et que la valeur d'interférence sur le canal est élevée. Au fil du temps, le SU remplit sa base de connaissances et converge vers un choix de canal avec une valeur d'interférence plus faible avant de se stabiliser à des valeurs inférieures au seuil choisi.

III.6 Conclusion

Au début, la RC était présentée comme un nouveau paradigme de communication sans fil, visant à pallier le manque de ressources radio. Ceci est rendu possible grâce à l'allocation dynamique des fréquences. Grâce à son agilité et sa capacité à adapter intelligemment les paramètres de communication, la RC a permis de minimiser la consommation d'énergie et de diriger les réseaux sans fil vers les réseaux verts.

Nous avons présenté dans ce chapitre notre première contribution dans ce contexte. En effet, nous avons montré avec des simulations que l'utilisation du Q-learning dans les CRN donne des résultats très satisfaisants par rapport à la consommation d'énergie. Ceci est très important dans le Green Networking. Le résultat obtenu est très intéressant car il montre l'intérêt de ce type d'algorithme dans le contexte des réseaux verts. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation de notre deuxième contribution.

CHAPITRE 4 : Prise de décision basée sur les méta- heuristiques

IV. CHAPITRE 4 : Prise de décision basée sur les méta-heuristiques

IV.1 Introduction

La radio cognitive est une technologie liée à la nécessité de gérer de nouvelles complexités directement reliées à l'environnement des terminaux radio. Certaines bandes de fréquences du réseau sont chères et déjà surchargées aux heures de pointe, cependant, l'utilisation du spectre de fréquences n'est pas uniforme. L'idée de développer des outils pour mieux exploiter le spectre a donc naturellement émergé.

Dans ce contexte, l'OFDM a été largement reconnu comme la principale technologie de transmission, permettant une meilleure efficacité spectrale et une plus grande flexibilité dans l'attribution dynamique du spectre vacant aux utilisateurs secondaires [119]. La nécessité d'instaurer le concept « Green Networking » et d'optimiser la qualité de service offerte à l'utilisateur cognitif tout en respectant les contraintes de l'environnement radio et son efficacité énergétique nous a conduit dans cette deuxième contribution à introduire des méta-heuristiques pour permettre la résolution de problèmes d'optimisation et obtenir une QoS optimale.

Dans ce chapitre, nous présentons notre adaptation de deux métaheuristiques dans les réseaux radio cognitive basés sur l'OFDM, à savoir : l'algorithme de pollinisation des fleurs (Flower Pollination Algorithm ou FPA) et l'algorithme de recherche Coucou (Cuckoo Search ou CS). Notre objectif est d'optimiser les performances de ce réseau afin d'adapter ses paramètres de transmission pour optimiser sa qualité de service et son efficacité énergétique. Dans un premier temps, nous allons exposer les travaux connexes ainsi que la modélisation et la formulation du problème traité. Ensuite, nous détaillons les approches proposées ainsi que leurs adaptations à notre problématique. Pour valider l'apport des algorithmes proposés, nous concluons ce chapitre par une étude comparative des performances obtenues à travers différentes simulations.

IV.2 Travaux connexes

Ces dernières années, plusieurs travaux ont exploité les méta-heuristiques dans les réseaux radio cognitive :

- Dans [120], l'auteur propose d'utiliser l'algorithme de saut de grenouille (SFLA) afin de fournir la qualité de service demandée par le SU dans les systèmes radio cognitive basés sur l'OFDM. Les performances de SFLA ont été évaluées à travers trois modes de transmission (urgence, multimédia et batterie faible). SFLA a fourni la meilleure configuration possible dans un contexte multi-porteuses et a ainsi prouvé son efficacité pour satisfaire la QoS nécessaire pour le SU dans les réseaux radio cognitive.
- Les auteurs dans [121], ont exploité trois algorithmes bio-inspirés, à savoir : algorithme de luciole, algorithme de chauve-souris et recherche Coucou, pour résoudre le problème d'optimisation dans un contexte de contraintes multi-objectifs en gérant également l'interférence entre les SUs et les PUs.
- Dans [122], une nouvelle technique est proposée, à savoir l'optimisation multi-objectifs de fourmi-lion basée sur le rang (RMOALO), et appliquée pour optimiser les performances du réseau radio cognitive de récupération d'énergie (EH-CRN). La méthode de sélection originale dans l'optimiseur multi-objectifs de fourmi-lion (MOALO) est modifiée de manière

appropriée pour améliorer l'algorithme, atteignant ainsi la solution optimale pour une meilleure efficacité énergétique.

- Dans [123], l'efficacité énergétique (EE) et l'efficacité spectrale (SE) sont considérées comme des objectifs d'optimisation contradictoires. Ce travail de recherche a proposé un algorithme stimulé basé sur la recherche tabou hybride (HTSA) afin d'atteindre l'optimalité de Pareto entre EE et SE. De plus, la décision basée sur la logique floue est utilisée pour obtenir une meilleure optimalité de Pareto. La performance de l'approche HTSA proposée est analysée à l'aide de différents paramètres d'allocation de ressources.

- Dans [124], les auteurs ont géré l'un des principaux problèmes dans un CRN, qui est le schéma d'allocation de puissance (PA), car il nécessite de contrôler les paramètres de qualité de service pour les SUs en maintenant l'interférence de puissance avec les PUs sous le seuil autorisé. Pour gérer ce problème, les auteurs ont proposé une optimisation basée sur Shark Smell Optimisation (SSO) avec des contraintes de puissance optimales pour diminuer la puissance d'interférence et maximiser l'efficacité énergétique.

- Dans [125], les auteurs ont proposé une solution multi-objectifs pour optimiser les paramètres définissant l'efficacité de la détection du spectre pour un réseau radio cognitive, que sont le débit, l'interférence et l'efficacité énergétique, en termes de temps de détection, d'allocation de puissance et de seuil de détection. En se basant sur un nouvel algorithme d'optimisation multi-objectifs du loup gris modifié (MOMGWO) afin de résoudre les problèmes liés à la détection du spectre dans un réseau radio cognitive.

IV.3 Modélisation et formulation du problème

IV.3.1 Contexte radioélectrique

Dans ce travail, nous nous sommes basés sur les principes de l'OFDM pour la composition de notre CRN. Nous avons dès lors estimé que l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire coexistent dans des bandes de fréquences adjacentes tel qu'exposé sur la figure IV.1, où l'utilisateur primaire s'accapare de la bande de fréquence centrale, alors que les bandes de fréquences libres décelées par l'utilisateur secondaire sont fractionnées en N sous-porteuses dont les deux moitiés sont placées de chaque côté de la bande exploitée par l'utilisateur primaire.

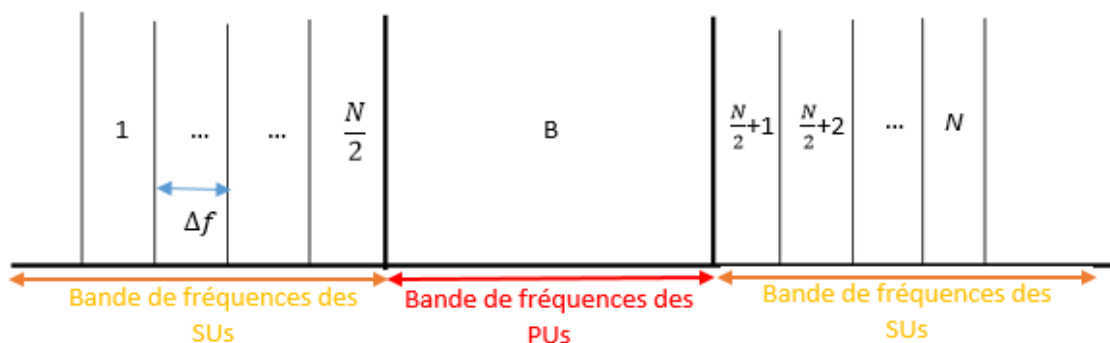


Figure IV.1 : Le scénario de coexistence entre PU et SU dans un système de communication multi porteuses [49].

Le fondement de l'OFDM repose sur l'assignation du signal numérique à transmettre sur un grand nombre de sous-porteuses. Afin que les fréquences de ces dernières soient les plus proches possibles autorisant la transmission d'un grand nombre d'informations sur une portion de fréquences donnée, l'OFDM se sert de porteuses orthogonales entre elles. En effet, les signaux des diverses sous-porteuses se chevauchent mais grâce à l'orthogonalité, les sous-porteuses n'interagissent pas entre elles. Habituellement, le signal à transmettre est reproduit sur maintes fréquences porteuses. Ainsi, dans un canal de transmission avec plusieurs itinéraires où quelques fréquences peuvent être détruites, le système OFDM pourra regagner l'information égarée sur d'autres fréquences porteuses non détruites.

Dans la littérature, et dans le contexte de la radio cognitive, l'OFDM constitue une technologie de transmission prépondérante. Ce triomphe est le résultat d'une multitude d'avantages attribués à l'OFDM :

- Une haute efficacité spectrale ;
- Une flexibilité dans l'attribution dynamique des fréquences vacantes aux utilisateurs secondaires ;
- Une faible interférence entre les sous-porteuses tant que l'orthogonalité est maintenue ;
- La robustesse aux effets des trajets multiples.

L'exemple de coexistence illustré par la figure IV.1 mènera sans aucun doute à la génération d'une interférence mutuelle entre l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire fondamentalement pour les deux motifs suivants :

- L'utilisateur secondaire n'est en possession d'aucune information concernant la méthode d'accès au spectre de l'utilisateur primaire (OFDM ou autre) ce qui ne l'autorisera pas à prévenir une interférence potentielle.
- Lorsque l'utilisateur secondaire est prévenu de l'utilisation de la technique OFDM par l'utilisateur primaire, il est impératif qu'il connaisse avec précision les paramètres de transmission de ce dernier afin d'assurer l'orthogonalité et ainsi écarter toute interférence.

Les interférences engendrées par l'utilisateur secondaire sur la bande de l'utilisateur primaire ou vice versa peuvent être quantifiées comme suit :

- L'interférence introduite par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire sur la bande de l'utilisateur primaire est décrite par l'équation suivante :

$$I_i(d_i, P_i) = \int_{d_i - \beta/2}^{d_i + \beta/2} |g_i|^2 \Phi_i(f) df \quad (\text{IV.1})$$

Où :

- $I_i(d_i, P_i)$ représente l'interférence causée par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse pour une puissance de transmission P_i ;
- d_i représente la distance spectrale entre la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse et la fréquence centrale relative à la bande de l'utilisateur primaire ;
- β est la largeur de la bande de l'utilisateur primaire ;
- g_i est le gain de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse du canal, de la station de base à l'utilisateur primaire ;
- $\Phi_i(f)$ représente la densité spectrale de puissance de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire dont l'expression est décrite avec l'équation suivante :

$$\Phi_i(f) = P_i T_s \left(\frac{\sin \pi f T_s}{\pi f T_s} \right)^2 \quad (\text{IV.2})$$

Où T_s représente la durée d'un symbole.

- L'interférence causée à la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire par le signal de l'utilisateur primaire est décrite par l'équation suivante :

$$J_i(d_i) = \int_{d_i - \Delta f/2}^{d_i + \Delta f/2} |h_i|^2 \Phi_{pu}(e^{jw}) dw \quad (\text{IV.3})$$

Tels que :

- $J_i(d_i)$ représente l'interférence causée par le signal de l'utilisateur primaire à la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire ;
- h_i dénote le gain du canal de la station de base à l'utilisateur secondaire ;
- Δf est la largeur de bande de chaque sous-porteuse de l'utilisateur secondaire ;
- $\Phi_{pu}(e^{jw})$ est la densité de puissance du signal de l'utilisateur primaire.

L'inquiétude majeure de l'utilisateur secondaire est de maximiser sa propre qualité de service en conservant l'interférence mutuelle dans un intervalle tolérable. Vu l'extensibilité d'un équipement radio cognitive, les deux objectifs sont aptes à être abordés, et ceci en délimitant les paramètres de transmission appropriés. Mathématiquement parlant, le problème de détermination des paramètres adéquats peut être formulé et résolu comme étant un problème d'optimisation multi-objectifs tel qu'il sera représenté dans la section suivante.

IV.3.2 Formulation du problème

En optimisation, les métriques employées afin d'évaluer la qualité d'une solution sont formulées sous formes de fonctions nommées fonctions objectifs. Le processus d'optimisation reposera sur la minimisation ou la maximisation au mieux de ces fonctions. Alors que la QoS est un concept qualitatif prenant un sens quantitatif distinct pour toute application, parler de la QoS dans le domaine des télécommunications c'est ordinairement aborder la :

- Minimisation du taux d'erreur ;
- Maximisation du débit ;
- Minimisation de la consommation d'énergie.

En prenant en compte la puissance de transmission et la modulation considérées telles des paramètres adaptatifs de la radio cognitive, les expressions mathématiques normalisées modélisant les trois fonctions objectifs invoquées précédemment sont comme suit :

- **Fonction objectif du débit :**

$$Fmax_{Débit} = \frac{\log_2(\bar{M})}{\log_2(M_{max})} \quad (\text{IV.4})$$

Où \bar{M} désigne le nombre moyen de bits par symbole sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées et M_{max} est l'index de modulation maximale ;

- **Fonction objectif de la consommation d'énergie :**

$$Fmin_{Energie} = 1 - \frac{\bar{P}}{P_{max}} \quad (\text{IV.5})$$

Tels que \bar{P} représente la puissance moyenne de transmission sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées et P_{max} désigne la puissance de transmission maximale possible ou autorisée par sous-porteuse ;

▪ **Fonction objectif du taux d'erreur binaire (BER) :**

$$F_{min_{TauxErreur}} = 1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\overline{P_{BER}})} \quad (IV.6)$$

Où $\overline{P_{BER}}$ est le taux d'erreur moyen sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées, obtenu dans un canal de bruit additif blanc gaussien (AWGN : Additive White Gaussian Noise). Notons que P_{BER} varie selon le schéma de modulation tel qu'il est illustré respectivement par les expressions relatives à BPSK, M-aryPSB et M-aryQAM comme suit [126] :

$$P_{BER}(BPSK) = Q\left(\sqrt{\frac{P_i}{N_0}}\right) \quad (IV.7)$$

$$P_{BER}(M - aryPSK) = \frac{2}{\log_2(M)} Q\left(\sqrt{2 \times \log_2(M) \times \frac{P_i}{N_0} \times \sin \frac{\pi}{M}}\right) \quad (IV.8)$$

$$P_{BER}(M - aryQAM) = \frac{2}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q\left(\sqrt{\frac{3 \times \log_2(M)}{M-1} \times \frac{P_i}{N_0}}\right) \quad (IV.9)$$

Où N_0 représente le taux d'atténuation et la fonction Q est définie comme suit :

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx \quad (IV.10)$$

Cette dernière représente la fonction d'erreur de Gauss, l'estimation de cette fonction est [127] :

$$Q(x) \simeq \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{1.64x + \sqrt{0.76x^2 + 4}} \quad (IV.11)$$

Le tableau ci-dessous résume les différents paramètres utilisés :

Variable	Définition
P_i	La puissance du signal sur la sous-porteuse i .
n	Le nombre de porteuses.
P_{max}	La puissance maximale de transmission sur une seule sous-porteuse.
M	l'index de modulation.
M_{max}	L'index de modulation maximal.
P_{be}	Le taux d'erreur moyen sur N canaux.
N_0	Le taux d'atténuation.

Tableau IV.1 : Définition des différents paramètres.

En s'appuyant sur les expressions mathématiques IV.4, IV.5, et IV.6 des fonctions objectifs, le tableau IV.2 expose la nature de la relation entre ses dernières et les paramètres de transmission reconfigurables à savoir : la modulation (M) et la puissance (P). Les symboles \nearrow et \searrow expriment respectivement une relation proportionnelle et une relation inversement proportionnelle.

Objectif	Paramètres
Minimiser le taux d'erreur	$P \nearrow N_0 \searrow M \searrow$
Maximiser le débit	$M \nearrow$
Minimiser la consommation d'énergie	$P \searrow$

Tableau IV.2 : Relations entre les paramètres de transmission et les objectifs.

Pareillement à la plupart des problèmes d'optimisation multi-objectifs, les objectifs mentionnés préalablement interagissent de façon conflictuelle. Par exemple, pour amoindrir le taux d'erreur, il est préconisé de transmettre les données avec une haute puissance d'émission, ce qui aura un impact négatif envers la consommation d'énergie. Certes, nous remarquons d'après les expressions mathématiques IV.5 et IV.6, que les deux objectifs sont inversement reliés à la puissance de transmission. Les figures IV.2 et IV.3 incarnent un modèle d'optimisation simultanée de la consommation d'énergie et du taux d'erreur et cela pour divers types de modulation du QAM et PSK.

Les axes des ordonnées représentent respectivement les scores normalisés de la fonction de minimisation du taux d'erreur (BER) et de la fonction de minimisation de la consommation d'énergie. Nous distinguons, pour les différents types de modulation, que du moment où le score conçu par la fonction de minimisation de la consommation d'énergie décroît, celui de la fonction de minimisation du taux d'erreur s'accroît, ce qui dénote d'une relation inverse conflictuelle entre les dits objectifs.

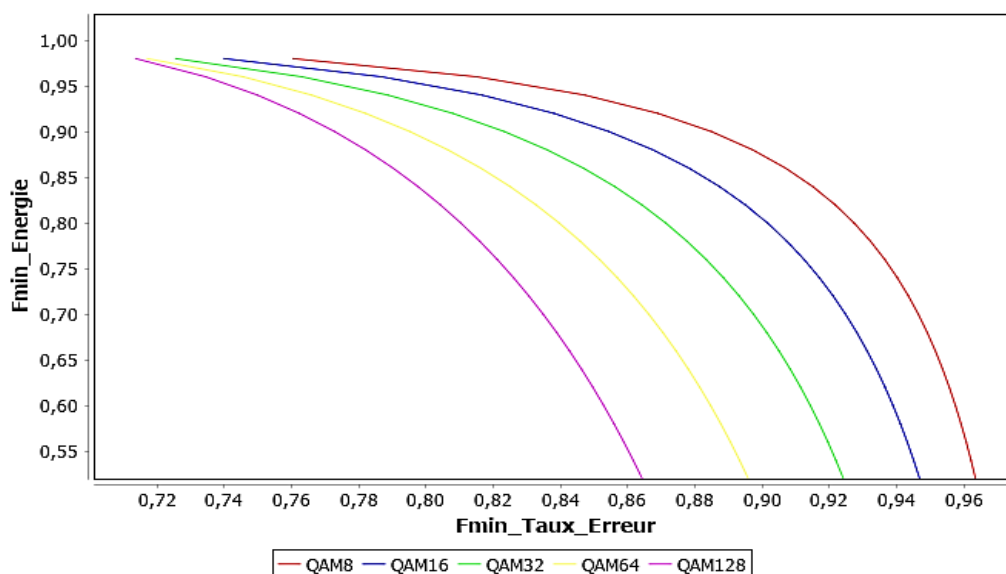


Figure IV.2 : La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation d'énergie (QAM).

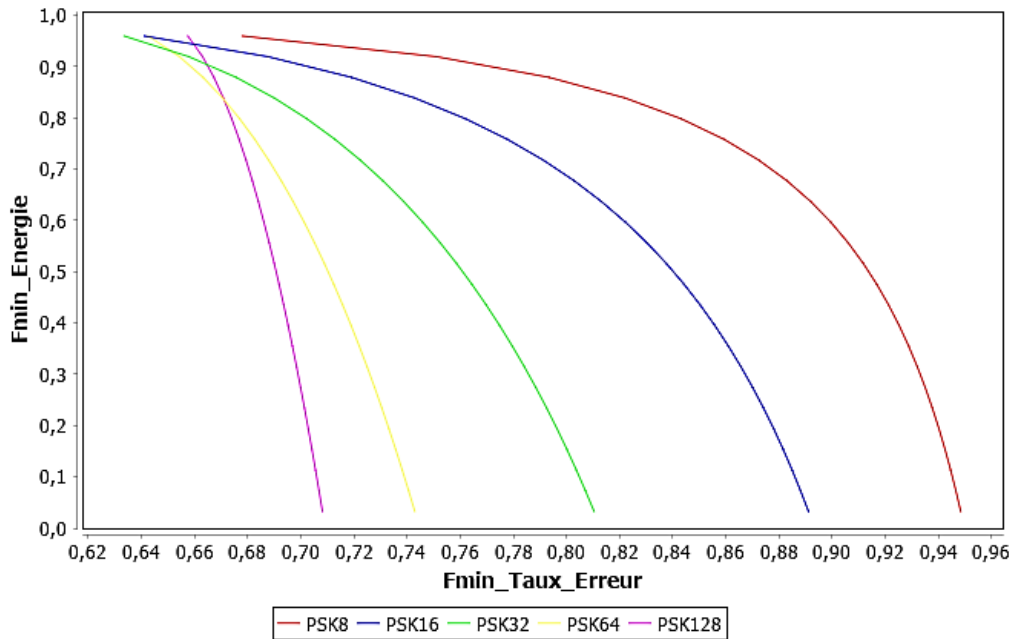


Figure IV.3 : La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation d'énergie (PSK).

Mis à part amplifier la puissance et impacter donc la consommation en énergie, la radio cognitive peut également élire une modulation plus robuste. Or, cette mesure aura pour action de dégrader le débit de la communication.

IV.3.3 Reformulation en mono-objectif

Dans la pratique et pour solutionner les problèmes multi-objectifs, il est commun de redéfinir ces derniers sous forme de problèmes mono-objectifs. Cette reformulation se fait à travers la définition d'une fonction objectif unique f , qui révèle la somme pondérée des différents objectifs comme le démontre l'équation suivante :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i * f_i \tag{IV.12}$$

Les poids w_1, w_2, \dots, w_n doivent satisfaire les deux contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad 0 < w_i < 1 \tag{IV.13}$$

La définition de la fonction objectif pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire résulte de l'agrégation des trois fonctions objectifs définies précédemment :

$$F = w_1 \times F_{\max_{\text{Débit}}}(x_i) + w_2 \times F_{\min_{\text{TauxErreur}}}(x_i) + w_3 \times F_{\min_{\text{Energie}}}(x_i) \tag{IV.14}$$

Où x_i représente une configuration (puissance, modulation) ou une solution donnée.

Il s'avère que l'approche de l'agrégation est l'approche la plus utilisée pour la redéfinition d'un problème multi-objectifs en un problème mono-objectif. Cela est dû à sa simplicité d'implémentation et sa rapidité permettant une réaction efficace en temps réel. Cependant, elle n'est pas l'unique approche de transformation. D'autre part, il est clair qu'on ne peut pas tout optimiser de manière équitable à cause du conflit qui se trouve entre les objectifs. De ce fait, on a introduit des poids (w_1, w_2, w_3) qui permettent à l'utilisateur d'exprimer ses besoins en affectant le poids le plus fort sur l'objectif voulu. Cependant, si l'utilisateur veut faire une vidéo

conférence, donc il appréciera un débit élevé et donc le poids élevé sera affecté à l'objectif de maximisation du débit et ceci en donnant une valeur à w_1 qui sera supérieure aux deux autres poids. Par conséquent, le processus d'optimisation doit résoudre un compromis entre l'ensemble des objectifs, tout en favorisant celui qui répond aux besoins de l'utilisateur secondaire. En utilisant la notion de vecteur de poids et la diversité de la qualité de service attendue par l'utilisateur, nous définissons dans ce qui suit les modes de transmission.

IV.3.4 Modes de transmission

Chaque mode de transmission aura un objectif précis à atteindre et il s'approprie une association de valeurs des poids assignés aux différents objectifs de manière à ce que la fonction ciblée reçoive le poids le plus élevé. Dans notre cas d'étude, trois modes ont été identifiés, à savoir :

- **Mode batterie faible** : ce mode est enclenché, pour prévenir la coupure d'une communication lorsque les batteries sont faibles. La fonction objectif dans ce cas se voit assignée le poids le plus fort à la fonction de minimisation de la consommation d'énergie et le poids le plus faible est affecté à la maximisation du débit vue que cette dernière est gourmande en termes de consommation d'énergie.

- **Mode multimédia** : ce mode sera activé lorsqu'un utilisateur cognitif transmet des données multimédia telle que la vidéoconférence qui a besoin d'un taux élevé de débit afin d'assurer une très bonne qualité en temps réel et aussi pour tolérer les erreurs comme la perte de quelques séquences d'images. De ce fait, le poids le plus fort sera affecté à la fonction de maximisation du débit et le poids le plus faible est donné à la minimisation du taux d'erreurs ;

- **Mode d'urgence** : ce mode est réservé aux transmissions des données sensibles aux erreurs telles que les transactions bancaires ou bien les communications en situation de catastrophes. Dans ce cas de figure, le poids le plus fort est donné à la minimisation du taux d'erreurs et le poids le plus faible est assigné à la minimisation de la consommation d'énergie.

IV.3.5 Les contraintes d'optimisation

Afin de respecter le seuil de puissance imposé par les autorités de régulation, et de prendre en compte l'existence de l'utilisateur principal tout en maintenant les interférences mutuelles dans une plage tolérable, deux contraintes doivent être respectées, à savoir :

- Contrainte sur la puissance d'émission totale de l'utilisateur secondaire :

$$\sum_{i=1}^N P_i \leq P_{max} \quad (IV.15)$$

Où, P_i est la puissance de transmission sur la sous-porteuse i et P_{max} est la puissance de transmission maximale autorisée par sous-porteuse ;

- Contrainte sur l'interférence maximale tolérable par l'utilisateur primaire :

$$\sum_{i=1}^N l_i(d_i, P_i) \leq l_{max} \quad (IV.16)$$

Où $l_i(d_i, P_i)$ désigne l'interférence causée par la i ème sous-porteuse de l'utilisateur secondaire avec une puissance d'émission P_i , à l'utilisateur primaire. l_{max} est l'interférence maximale tolérée par l'utilisateur primaire.

IV.3.6 Complexité du problème

En considérant un environnement radioélectrique qui est de nature dynamique, la radio cognitive est définie comme étant un système temps réel. De ce fait, la résolution d'un problème

d'optimisation multi-objectifs suivra le choix d'une approche adéquate qui aura un impact sur la performance de la RC et la QoS offerte au SU.

D'un autre côté, étant donné que le processus d'adaptation des paramètres concerne les N sous-porteuses, la complexité augmente de façon exponentielle en fonction du nombre de sous-porteuses, par conséquent, il est classé comme étant un problème NP-difficile. Ainsi, ce genre de problème rend difficile voire impossible l'application des méthodes d'optimisation conventionnelles telles que la méthode branch and bound, simplex, etc. Dans ce contexte, les métaheuristiques représentent des alternatives très efficaces. Dans la section suivante, nous allons détailler nos approches basées sur les métaheuristiques pour l'adaptation des paramètres de la radio cognitive pour l'optimisation de la QoS, ainsi que l'efficacité énergétique.

IV.4 Nos approches proposées

Afin d'appliquer une approche métaheuristique pour la résolution d'un problème donné, deux éléments doivent être définis d'une manière précise et claire, à savoir :

- **La fonction objectif** : cette dernière est en général basée ou proportionnelle à la codification du but à atteindre. Pour notre problématique, ce dernier consiste à optimiser la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire dans un réseau radio cognitive. Ce but a été étudié et formulé sous forme d'équation mathématique dans (eq. IV.14). Par conséquent cette dernière représentera la fonction objectif pour les deux algorithmes FPA et CS ;
- **La structure typique d'une solution** : cette structure est en général le résultat de la concaténation des variables sur lesquelles repose la fonction objectif. Pour notre problématique, cette dernière est fonction de deux variables à savoir la puissance et la modulation, et ceci pour les N sous-porteuses. Il est à noter que ces deux variables représentent aussi les paramètres de transmission qu'une radio cognitive peut ajuster.

IV.4.1 Approche basée sur FPA

L'algorithme de pollinisation des fleurs a été inspiré par le processus d'optimisation de la reproduction des plantes à fleurs en survivant aux fleurs les plus adaptées de l'espèce. C'est l'un des algorithmes d'optimisation métaheuristique le plus efficace basé sur le processus de pollinisation des populations et des fleurs. Avec la distribution de Lévy, FPA peut contrôler l'équilibre des propriétés d'exploration et d'exploitation avec une probabilité d'inversion suggérée. Cela conduit FPA à échapper efficacement au piègeage local et à atteindre rapidement l'optimum global. Les quatre règles idéales de base ont été exploitées par Yang en 2012 [75] et peuvent être résumées comme suit :

1 : La pollinisation globale implique une pollinisation biotique et croisée où les pollinisateurs transportent du pollen en fonction des vols Levy.

2 : La pollinisation locale implique une pollinisation abiotique et une autopollinisation.

3 : La constance des fleurs peut être définie comme une probabilité de reproduction proportionnelle à la similarité entre deux fleurs.

4 : La probabilité de commutation $p \in [0, 1]$ peut être contrôlée entre la pollinisation locale et globale en raison de certains facteurs externes, tels que le vent. La pollinisation locale a une fraction significative p dans les activités totales de pollinisation [128].

a. La recherche globale de FPA

Comme cité plus haut, les pollinisateurs tels que les oiseaux et les chauves-souris peuvent transférer le pollen sur de longues distances pendant la pollinisation biotique, assurant ainsi la diversité et la pollinisation les plus adaptées à la reproduction. Ainsi, la première (1) et la troisième (3) règles de FPA peuvent être formulées mathématiquement comme suit :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + L(x_i^t - g_*) \quad (\text{IV.17})$$

Où x_i^t est le pollen ou le vecteur de solution à l'itération t et g_* est la meilleure solution trouvée parmi toutes les solutions à l'itération actuelle. Le paramètre L est la force de pollinisation, qui est essentiellement une taille de pas. Car les pollinisateurs se promènent sur de longues distances avec divers intervalles de distance. Le vol de Lévy peut être un simulateur fiable pour cette caractéristique, c'est-à-dire que L peut être tiré d'une distribution de Lévy comme suit :

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\lambda\pi}{2}\right)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}}, (s > 0) \quad (\text{IV.18})$$

Où $\Gamma(\lambda)$ désigne la fonction gamma standard et cette distribution est valide pour les grands pas $s > 0$. Normalement, il est recommandé d'utiliser $\lambda = 1.5$ [128].

b. La recherche locale de FPA

Comme la pollinisation abiotique est réalisée par le biais du vent ou la diffusion d'eau sans aucun pollinisateur, la pollinisation locale (Règle 2) et la constance des fleurs (Règle 3) peuvent être présentées de la sorte :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \varepsilon(x_j^t - x_k^t) \quad (\text{IV.19})$$

Où x_j^t et x_k^t sont des pollens de fleurs différentes du même type de plante. Cette équation imite essentiellement la constance des fleurs dans un voisinage limité. Mathématiquement parlant, si x_j^t et x_k^t sont de la même espèce qui peut être choisie dans la même population, l'équation devient une marche aléatoire locale si nous tirons ε d'une distribution uniforme dans $[0, 1]$, et le nouveau vecteur de solution généré ne sera pas trop loin des solutions existantes [128].

c. Probabilité de commutation dans FPA

Ayant simulé à la fois la pollinisation biotique et abiotique, nous n'avons pas pris en considération le pourcentage et la fréquence de chaque catégorie de pollinisation. Pour copier cette fonctionnalité, nous nous servons d'une probabilité de commutation (Règle 4), où la valeur de p détermine si la modification de la solution suit la pollinisation locale ou globale. Bien qu'une valeur naïve de $p = 0,5$ puisse être utilisée, une valeur plus réaliste et efficace de $p = 0,8$ donne de meilleures performances (que $p = 0,5$) pour la majorité des applications.

d. Pseudo code de l'algorithme FPA

Algorithme IV.1: Pseudo code de l'algorithme FPA

1. Objectif min ou max $f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_d)$
 2. Initialiser la population de n fleurs/pollen gamètes avec des solutions
 3. Trouver la meilleure solution \mathbf{g}_* dans la population initiale
 4. Définir une probabilité de commutation $p \in [0, 1]$
 5. **Tant Que** ($t < \text{MaxGeneration}$) **faire**
 6. **pour** $i = 1 : n$ (toutes les n fleurs de la population) **faire**
 7. **si** ($\text{rand} < p$) **alors**
 8. Choisir un vecteur pas L (dimensionnel d) qui obéit à une distribution de Lévy
 9. Pollinisation globale via $\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + L(\mathbf{x}_i^t - \mathbf{g}_*)$
 10. **sinon**
 11. Choisir ε à partir d'une distribution uniforme dans $[0, 1]$
 12. Choisir au hasard j et k parmi toutes les solutions
 13. Pollinisation locale via $\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \varepsilon(\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_k^t)$
 14. **Fin si**
 15. Evaluer de nouvelles solutions
 16. Si de nouvelles solutions sont meilleures, mettre à jour la population
 17. **Fin pour**
 18. Trouver la meilleure solution actuelle \mathbf{g}_*
 19. **Fin Tant Que**
-

Dans ce qui suit, nous exposons un algorithme basé sur FPA pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive. L'objectif est d'optimiser la qualité de service et l'efficacité énergétique du SU tout en respectant la présence du PU.

Algorithme IV.2: Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive

1. **fonction** INITIALISATION_RC ()
 2. Obtenir les paramètres détectés par la radio cognitive :
 3. N_0 , Power-min, Power-max, N , et les types de modulation.
 4. Obtenir le niveau de batterie.
 5. Obtenir le type d'application de l'utilisateur en cours d'exécution.
 6. Choisir le mode adéquat et fixer en conséquence $[w_1; w_2; w_3]$.
 7. **Fin fonction**
-

Algorithme IV.3: Évaluation de la fonction objectif

1. **fonction** FITNESS-EVALUATION (Solution)
 2. Utiliser temp pour calculer $\sum_{i=1}^N P_i$ et $\sum_{i=1}^N l_i(d_i, P_i)$.
 3. Vérifiez que les contraintes sur la puissance et les interférences sont respectées selon (eq IV.15) et (eq IV.16) respectivement.
 4. **si** les deux contraintes sont respectées **alors**
 5. fitness = $f(\text{temp})$, selon (eq IV.14)
 6. **sinon**
 7. fitness = 0
 8. **Fin si**
 9. retourner fitness
 10. **Fin fonction**
-

Algorithme IV.4: FPA pour l'optimisation de la QoS du SU

Étape 1 : Initialization

% Initialisation des paramètres de la RC %

1. INITIALISATION_RC ()

% Initialisation des paramètres de l'algorithme FPA %

2. Initialiser le taux de commutation (p), nombre de générations (maxgen), la taille de population (popsize).

% Première génération aléatoire %

3. Générer popsize pollens aléatoirement.

4. **pour** i = 1 à popsize **faire**

5. fitness (i) = FITNESS-EVALUATION (pollen(i))

6. **Fin pour**

7. Enregistrer le meilleur pollen et la valeur de sa fonction objectif dans bestpollen et fmax respectivement.

Étape 2 : Corps de l'algorithme

% La boucle des générations %

8. **pour** gencount = 1 to maxgen **faire**

9. **pour** i = 1 à popsize **faire**

10. **si** (rand() < p) **alors**

11. Choisir un vecteur pas \mathbf{L} en utilisant (eq IV.18)

12. NEWpollen (i) = $\mathbf{x}_i^t + \mathbf{L}(\mathbf{x}_i^t - \text{bestpollen})$

13. **sinon**

14. Choisir ϵ à partir d'une distribution uniforme dans $[0, 1]$

15. Choisir au hasard \mathbf{j} et \mathbf{k} parmi toutes les solutions

16. NEWpollen (i) = $\mathbf{x}_i^t + \epsilon(\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_k^t)$

17. **Fin si**

18. NEWfitness= FITNESS-EVALUATION (NEWpollen)

19. **si** (NEWfitness > fitness (i)) **alors**

20. fitness (i) = newFitness

21. pollen (i) = NEWpollen

22. **Fin si**

23. **Fin pour**

% Actualiser la meilleure valeur de la fonction objectif %

24. Trouver le meilleur pollen, et actualiser bestpollen et fmax en conséquent.

25. **Fin pour**

Fin de l'algorithme

L'algorithme d'adaptation (algorithme IV.4) commence par initialiser les paramètres de la radio cognitive en appelant la fonction INITIALISATION_RC décrite dans l'algorithme IV.2. Cette fonction permet la récupération des données collectées lors de la phase de sensing. Ces données sont par exemple le bruit présent dans l'environnement de la radio cognitive (N_0), la puissance minimale requise avec laquelle l'utilisateur secondaire peut communiquer (Power-min), la puissance maximale d'émission autorisée par la réglementation (Power-max), le nombre de sous-porteuses N et les types de modulation. Aussi, en se basant sur le type d'application de l'utilisateur et le niveau de batterie, le mode de transmission est sélectionné et

le vecteur des poids est fixé en conséquence (lignes 4, 5 et 6 de l'algorithme IV.2). Nous avons utilisé le terme pollen pour désigner une solution.

L'étape suivante (ligne 2 de l'algorithme IV.4) est l'initialisation des paramètres relatifs à l'algorithme FPA. Au niveau de la ligne 3, une population initiale de popsize pollens est générée aléatoirement, où chaque pollen représente une solution.

Ensuite, la fonction FITNESS-EVALUATION (pollen(i)) est appelée popsize fois, en lui passant à chaque itération un pollen (i). Pour déterminer en fin de boucle le bestpollen représentant la meilleure solution et déterminer aussi le fmax (la meilleure fitness).

Le corps principal de FPA, est inclus au niveau de la boucle des générations comprise entre les lignes 8 et 25. Cette boucle est itérée de 1 à maxgen avec un pas de 1, en exécutant pour chaque itération une boucle interne. Cette dernière comporte deux conditions, la première (ligne 10 – ligne 12) si la fonction rand () qui retourne un nombre dans l'intervalle [0; 1] est inférieur à la probabilité de commutation (p) alors on exécute une recherche globale d'une solution selon (eq IV.17) pour générer un nouveau pollen (NEWpollen). Si rand () est supérieure à p (ligne 13 – ligne 16) alors on exécute une recherche locale d'une solution selon (eq IV.19) pour générer un nouveau pollen (NEWpollen).

Dans la suite de l'algorithme (ligne 18 - ligne 22), les nouveaux fitness seront calculés à l'aide de la fonction FITNESS-EVALUATION qui aura comme entrée les nouveaux pollens et donc si le nouveau fitness > fitness(i) alors fitness(i) reçoit NEWfitness et pollen(i) reçoit NEWpollen. Au final, et une fois que toutes les positions des pollens constituant la population sont mises à jour, nous cherchons le meilleur pollen grâce au meilleur fitness. Et donc actualiser bestpollen et fmax en conséquence et ainsi une nouvelle génération de pollen est construite, et l'algorithme passe à la génération ou itération suivante ayant la population courante comme entrée.

IV.4.2 Approche basée sur CS

Cuckoo Search a été inspiré du comportement de reproduction d'une espèce spécifique d'oiseaux parasites de nids surnommés « Coucous ». Dans l'algorithme Cuckoo Search, une solution probable est appelée un "nid" ou un "coucou". En fait, Cuckoo Search définit que chaque nid a un seul coucou. Au terme du processus de recherche de l'algorithme CS, chaque coucou implémente son propre poussin en fonction de sa représentation actuelle (le coucou lui-même) et du vol de Levy. L'évaluation de la qualité du poussin et de son père permet d'élire lequel d'entre eux survivra et subira quelques transformations pour améliorer sa qualité [129].

a. Principe et paramètres

CS engendre deux capacités : une recherche locale et une autre globale, contrôlées par son paramètre switch/probabilité de découverte. La recherche globale est favorisée par Pa qui prend la valeur 1/4 (0.25), tandis que la recherche locale est renforcée dans 3/4 de la population. Cela autorise CS à procéder efficacement tout en oscillant entre l'exploration et l'exploitation. Un autre facteur avantageux est le choix des vols de Lévy, à la place des marches aléatoires. On n'est pas ainsi en mesure de fermer les yeux sur le nombre de paramètres réduit qui permet à CS d'être plus générique. En plus de ces avantages, les chercheurs ont déduit que CS à plus de place pour plus d'améliorations, soit en termes de sa source d'inspiration ou au cœur de l'algorithme lui-même [130]. La force de CS est sa façon d'exploiter et d'explorer l'espace de solutions à l'aide des coucous. Le coucou fait ressortir une certaine intelligence de façon à

décélérer les meilleures solutions. Par conséquent, il représente un outil de contrôle direct pour intensifier ou varier les investigations. L'algorithme CS se résume autour des règles idéales suivantes [130] :

- Tout œuf du coucou dans un nid est considéré comme étant une solution.
- Chaque oiseau de coucou pondra un seul œuf à la fois, et sélectionnera son nid d'une manière aléatoire. Donc, chaque individu de la population des coucous est apte à générer aléatoirement une seule nouvelle solution.
- Les meilleurs nids de meilleure qualité d'œufs nous enverront vers les nouvelles générations. Ici, on a présenté implicitement la notion d'intensification ou la recherche autour des meilleures solutions.
- Certaines nouvelles solutions doivent être générées par les vols de Lévy autour de la meilleure solution obtenues jusqu'ici. Cette opération activera la recherche locale.
- Le nombre de nids hôtes est fixe, et l'œuf pondu par l'oiseau est découvert par l'hôte avec une probabilité $P_a \in [0,1]$. Dans ce cas, l'oiseau hôte décide de se débarrasser de l'œuf, ou d'abandonner le nid et de bâtir un autre nid autre part.
- Pour la simplification, cette dernière hypothèse sera approximée par la fraction P_a des n nids qui sont remplacés par des nouveaux (nouvelles solutions aléatoires).
- Une fraction décisive des nouvelles solutions doit être générée par randomisation vers des régions distantes et dont les positions doivent être éloignées de la meilleure solution actuelle, ce qui fera que le système ne sera pas pris au piège dans un optimum local.
- Chaque nid peut contenir bon nombre d'œufs signifiant un ensemble de solutions.

b. Pseudo code de l'algorithme CS

Algorithme IV.5: Pseudo code de l'algorithme de la recherche coucou

1. Générer une population initiale de nids d'accueil $x_i \ i = 1, 2, \dots, n$
 2. **Tant Que** ($t < \text{MaxGeneration}$) **faire**
 3. Créer un cuckoo (nommé i) aléatoirement
 4. Evaluer sa qualité/fitness $f(x_i)$
 5. Choisir un nid aléatoirement parmi les n , (nommé j)
 6. **si** ($f(x_i) > (x_j)$) **alors**
 7. Remplacer j par la nouvelle solution
 8. **Fin si**
 9. Une fraction P_a des pires nids sont abandonnés et de nouveaux sont construits
 10. Conservez les meilleures solutions (ou nids avec des solutions de qualité)
 11. Classer les solutions et trouver la meilleure solution courante
 12. **Fin Tant Que**
-

Dans ce qui suit, nous détaillons un algorithme basé sur la métaheuristique CS pour adapter les paramètres de transmission de la RC afin d'optimiser la QoS de l'utilisateur secondaire tout en respectant la présence de l'utilisateur primaire. Il est à noter que la fonction d'initialisation des paramètres de la radio cognitive et celle de l'évaluation de la fonction objectif sont les mêmes que celles adoptées pour l'algorithme FPA.

Algorithme IV.6: CS pour l'optimisation de la QoS du SU

Étape 1 : Initialization.

1. INITIALISATION_RC ()
- % Initialisation des paramètres de l'algorithme CS %
2. Initialiser le taux de découverte d'œufs parasites (P_a), coefficient du pas (α), nombre de générations (maxgen), la taille de population (popsize).
- % Première génération aléatoire %
3. Générer popsize nids aléatoirement.
4. **pour** $i = 1$ à popsize **faire**
5. fitness (i) = FITNESS-EVALUATION (nid (i))
6. **Fin pour**
7. Enregistrer le meilleur nid et la valeur de sa fonction objectif dans bestnid et fmax respectivement.

Étape 2 : Corps de l'algorithme.

- % La boucle des générations %
8. **pour** gencount = 1 to maxgen **faire**
- % Première boucle interne : Obtenir de nouveaux nids %
9. **pour** $i = 1$ à popsize **faire**
10. Générer un nouveau nid (NEWnid) en utilisant (eq IV.20)
11. NEWfitness = FITNESS-EVALUATION (NEWnid)
12. **si** (NEWfitness > fitness (i)) **alors**
13. fitness(i) = NEWfitness
14. nid(i) = NEWnid
15. **Fin si**
16. **Fin pour**
- % Deuxième boucle interne : Découverte d'œufs parasites%
17. **pour** $i = 1$ à popsize **faire**
18. **si** rand () > P_a **alors**
19. Générer un nouveau nid (NEWnid) en utilisant (eq IV.23)
20. NEWfitness = FITNESS-EVALUATION (NEWnid)
21. **Si** (newFitness > fitness (i)) **alors**
22. fitness(i) = NEWfitness
23. nid(i) = NEWnid
24. **Fin si**
25. **Fin si**
26. **Fin pour**
- % Actualiser la meilleure valeur de la fonction objectif %
27. Trouver le meilleur nid actuel, et actualiser bestnid et fmax en conséquence.
28. **Fin pour**

Fin de l'algorithme

Comme FPA, CS commence de la même manière en initialisant les paramètres de transmission de la radio cognitive ainsi que les paramètres relatifs au fonctionnement de l'algorithme (probabilité de découverte P_a , le nombre maximum de générations maxgen, la taille de la population popsize, etc.). Après la génération d'une population initiale de popsize solutions (ligne 3 de l'algorithme IV.6), chaque solution dans l'algorithme CS est désignée

comme étant un œuf ou un nid. Nous avons utilisé seulement le terme nid pour désigner une solution.

Par la suite, la valeur de la fonction objectif est évaluée pour chaque nid (lignes 4 à 6 de l'algorithme IV.6). A la ligne 7, on sauvegarde le nid présentant la meilleure solution dans la variable bestnid, ainsi que la valeur de sa fonction objectif dans la variable fmax.

La boucle des générations qui englobe le corps principal de l'algorithme commence à la ligne 8, et elle contient deux boucles internes. La première boucle interne, est itérée popsize fois, et à chaque itération un nouveau nid (NEWnid) est généré suivant la formule suivante :

$$NEWnid(i) = nid(i) + \alpha \times rand() \times sz \quad (IV.20)$$

Où :

- α représente le coefficient du pas. Ce paramètre doit être strictement positif, et relatif à la taille du problème. Cependant, il est généralement fixé à 1 ;
- $rand()$ est une fonction qui génère des nombres aléatoires uniformément distribués dans l'intervalle [0; 1] ;
- sz représente la taille du pas qui est définie selon l'équation suivante :

$$sz = \frac{x}{|y|^{1/\beta}} \times \frac{\sigma_x(\beta)}{\sigma_y(\beta)} \times nid - bestnid \quad (IV.21)$$

Tels que x et y sont des nombres aléatoires normaux avec une moyenne 0 et des écarts types $\sigma_x(\beta)$ et $\sigma_y(\beta)$ définis comme suit :

$$\sigma_x(\beta) = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right]^{1/\beta}, \sigma_y(\beta) = 1 \quad (IV.22)$$

Où $\Gamma()$ représente la distribution gamma et β est le facteur de distribution appartenant à l'intervalle $\beta \in [0.3; 1.99]$. Dans [131], Yang et Deb ont suggéré une valeur de 1.5 pour β .

Ensuite, la fonction objectif du nouveau nid NEWnid est évaluée (ligne 11 de l'algorithme IV.6), si la valeur de cette dernière est meilleure que celle du nid courant $nid(i)$, alors ce dernier est remplacé par le nouveau nid dans la population courante.

La deuxième boucle (lignes 17 à 26 de l'algorithme IV.6) imite la possibilité qu'un œuf soit découvert par l'oiseau hôte avec une probabilité P_a et soit par conséquent abandonné. Ceci est illustré dans l'algorithme IV.6 au niveau de la ligne 18 où un nombre aléatoire est généré et si ce dernier est inférieur à P_a alors un nouveau nid est généré comme suit :

$$NEWnid = nid(i) + sz \quad (IV.23)$$

Par la suite, si le nouveau nid représente une meilleure solution par rapport au $nid(i)$, alors il le remplace. Avec la fin de la deuxième boucle interne, le meilleur nid ainsi que la valeur de sa fonction objectif sont mis à jour et l'algorithme passe à l'itération suivante ayant la population actualisée comme entrée.

IV.5 Simulations effectuées et résultats obtenus

Nous présentons dans cette section les résultats obtenus suite aux simulations effectuées afin de réaliser une étude comparative des algorithmes proposés à savoir CS et FPA et pour valider les performances et montrer leur efficacité en termes de consommation d'énergie et adaptation

des paramètres de transmission de la radio cognitive. Avant de procéder à la réalisation des différentes simulations, nous présentons tout d'abord les différentes hypothèses relatives à l'environnement RF, ainsi que le vecteur des poids.

IV.5.1 Environnement de simulation

Dans nos simulations, nous utilisons un environnement radio avec les paramètres suivants :

- Les utilisateurs primaires et secondaires coexistent selon le modèle illustré dans la figure IV.1 ;
- La largeur de bande de l'utilisateur primaire est de 5 Mhz avec une fréquence intermédiaire de 650 Mhz ;
- L'utilisateur secondaire dispose d'une largeur de bande de 5 Mhz répartie sur N sous-porteuses avec $\frac{N}{2}$ sous-porteuses de chaque côté de la bande passante de l'utilisateur primaire ;
- Un canal à évanouissement Rayleigh avec une moyenne de gain égale à 1, autrement dit on considère que tous les chemins sont indépendants et d'atténuations comparables ;
- Un bruit additif blanc gaussien (AWGN) avec une densité spectrale d'une puissance de 10^{-8} W/Hz ;
- La durée d'un symbole pour l'OFDM est de $T_s = 100s$;
- Le schéma de modulation : QAM (Modulation minimale : 4 | Modulation maximale : 1024) ;
- Puissance minimale : 0.1W.
- Puissance maximale : 2.4808W.
- L'interférence maximale tolérée par l'utilisateur primaire est de 0.01W ;

IV.5.2 Modes de transmission

Dans nos simulations, l'utilisateur secondaire communique selon les trois modes de transmission discutés dans la section (IV.3.4). Le tableau IV.3 présente les poids associés aux différents sous-objectifs et ceci pour chaque mode de transmission.

Mode de transmission	Vecteur des poids [w_1, w_2, w_3 ,]
Mode d'urgence	[0.05, 0.80, 0.15]
Mode multimédia	[0.80, 0.05, 0.15]
Mode batterie faible	[0.05, 0.15, 0.80]

Tableau IV.3 : Modes de transmission.

Ainsi, la fonction objectif à optimiser pour chaque mode de transmission sera comme suit :

- **Mode d'urgence** : éviter les erreurs de transmission.

$$F = 0.05 \times F_{\max \text{Débit}} + 0.80 \times F_{\min \text{TauxErreur}} + 0.15 \times F_{\min \text{Energie}} \quad (\text{IV.24})$$

- **Mode multimédia** : utilisation intensive de la bande passante.

$$F = 0.80 \times F_{\max \text{Débit}} + 0.05 \times F_{\min \text{TauxErreur}} + 0.15 \times F_{\min \text{Energie}} \quad (\text{IV.25})$$

- **Mode batterie faible** : économiser la batterie.

$$F = 0.05 \times F_{\max_{\text{Débit}}} + 0.15 \times F_{\min_{\text{TauxErreur}}} + 0.80 \times F_{\min_{\text{Energie}}} \quad (\text{IV.26})$$

IV.5.3 Résultats obtenus

Dans cette section, nous présenterons les graphes de convergence de la fonction fitness, le graphe de meilleure fitness et le temps d'exécution pour les trois modes en utilisant respectivement les deux algorithmes FPA et CS. Les paramètres utilisés sont les suivants :

- Puissance minimale : 0,1 | Puissance maximale : 2,4808.
- Type de modulation : QAM.
- Nombre de sous-porteuses : 32.
- Nombre d'itérations : 1000 (Critère d'arrêt).
- L'interférence maximale tolérable par le PU : 0,01W.

a. Convergence de la fonction objectif pour les algorithmes FPA et CS

La figure IV.4 montre le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme FPA dans chaque mode de transmission avant la convergence de la fonction objectif.

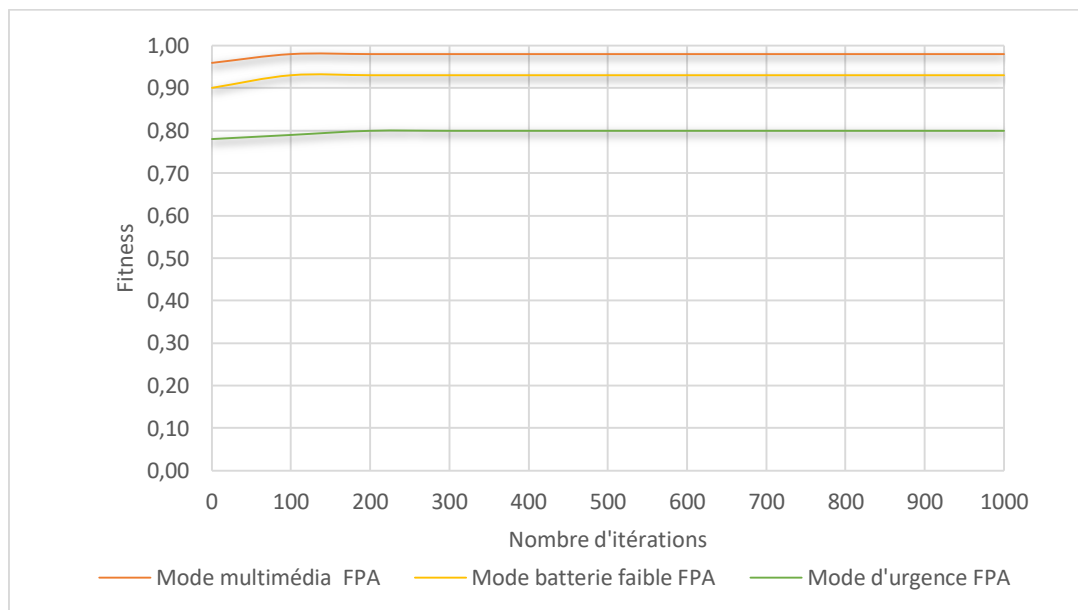


Figure IV.4: Convergence de la fonction fitness dans les trois modes utilisant l'algorithme FPA.

La figure IV.4, montre qu'en utilisant l'algorithme FPA la fonction fitness converge généralement après 100 itérations et cela dans les trois modes utilisés. Dans le mode multimédia la valeur de la fonction fitness se rapproche de la valeur optimale. En revanche dans les autres modes, la valeur de la fonction fitness est un peu inférieure à la valeur optimale bien que cette valeur ait été atteinte après les 100 itérations, elle se stabilise sur cette même valeur jusqu'à la fin des itérations (1000 itérations).

La figure IV.5 montre le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme CS dans chaque mode de transmission avant la convergence de la fonction objectif.

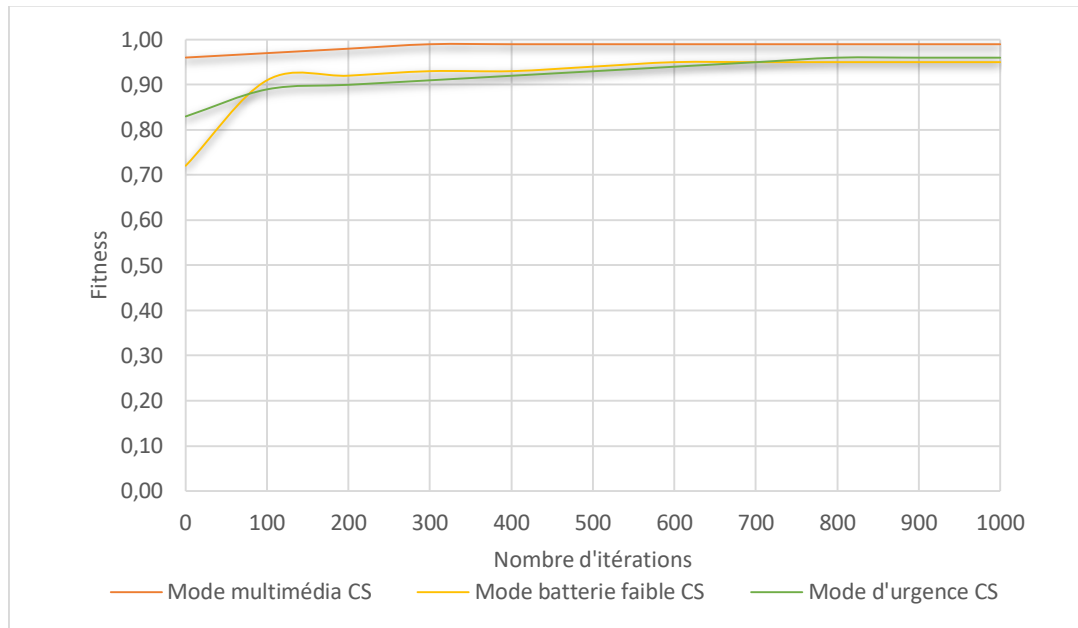


Figure IV.5 : Convergence de la fonction fitness dans les trois modes utilisant l'algorithme CS.

Dans la figure IV.5, on remarque clairement que dans les trois modes l'algorithme CS converge avec des valeurs proches de la valeur optimale, par contre et dans les trois modes, la fonction fitness converge après 800 itérations.

Dans le mode multimédia, que ça soit avec FPA ou avec CS, les valeurs de la fonction fitness sont nettement supérieures à celles des autres modes, cela est dû à l'objectif de la fonction qui est la maximisation dans ce mode contrairement aux autres modes qui visent la minimisation.

b. Temps d'exécution pour l'algorithme FPA et CS

Les figures IV.6 et IV.7 montrent le temps d'exécution consommé dans les trois modes de transmission par l'algorithme FPA et CS respectivement.

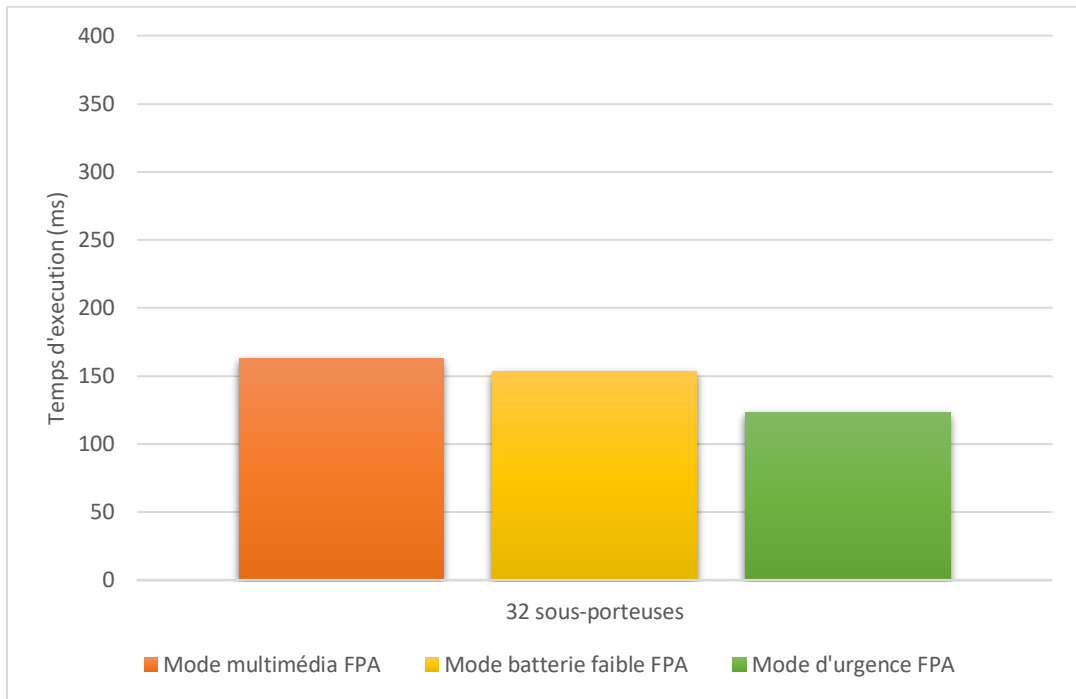


Figure IV.6 : Le temps d'exécution de l'algorithme FPA dans les trois modes.

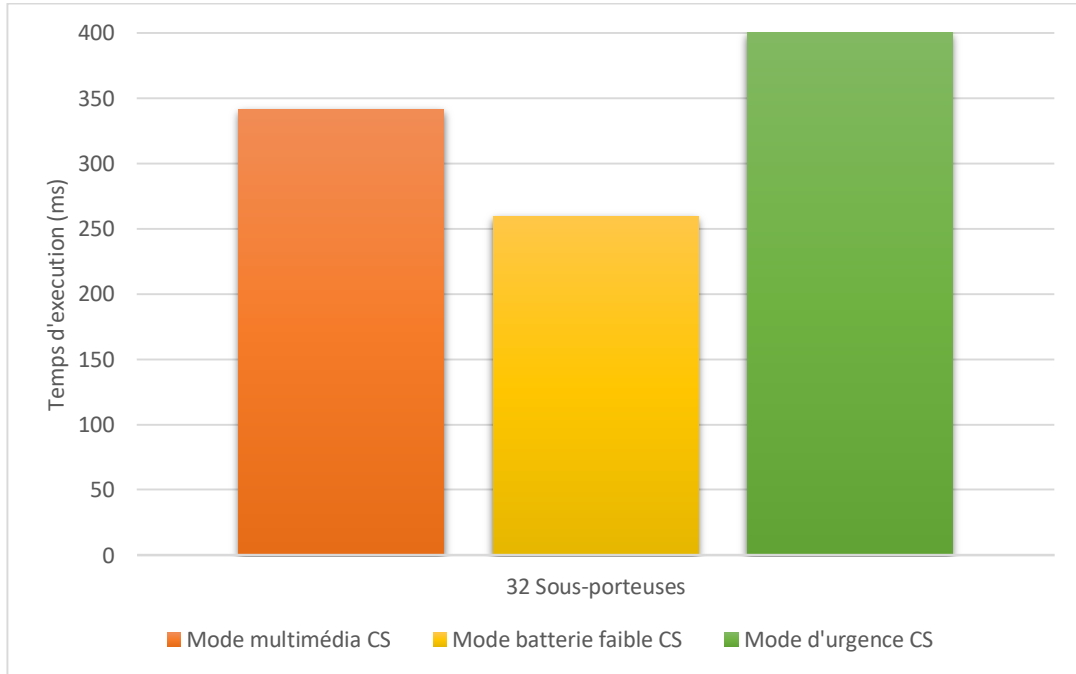


Figure IV.7 : Le temps d'exécution de l'algorithme CS dans les trois modes.

Dans la figure IV.7, nous pouvons constater que les temps d'exécution enregistrés pour CS dans les trois modes est presque le double par rapport à ceux enregistrés pour FPA (figure IV.6).

D'un autre côté, avec l'utilisation de FPA, le temps d'exécution dans les trois modes est pratiquement le même. Avec CS, le temps d'exécution diffère d'un mode à un autre.

c. Comparaison entre FPA et CS par rapport à la convergence de fitness

La figure IV.8 montre le graphe de convergence de fitness pour les trois modes avec FPA et CS.

Pour cette simulation, nous avons gardé les mêmes paramètres présentés précédemment avec les modifications suivantes :

- Nombre de sous-porteuses : 16.
- Le critère d'arrêt dépend du nombre d'itérations ou du taux de convergence. Si le taux de convergence est répété 10 fois, la simulation se termine.
- Le taux de convergence : 10^{-10} .

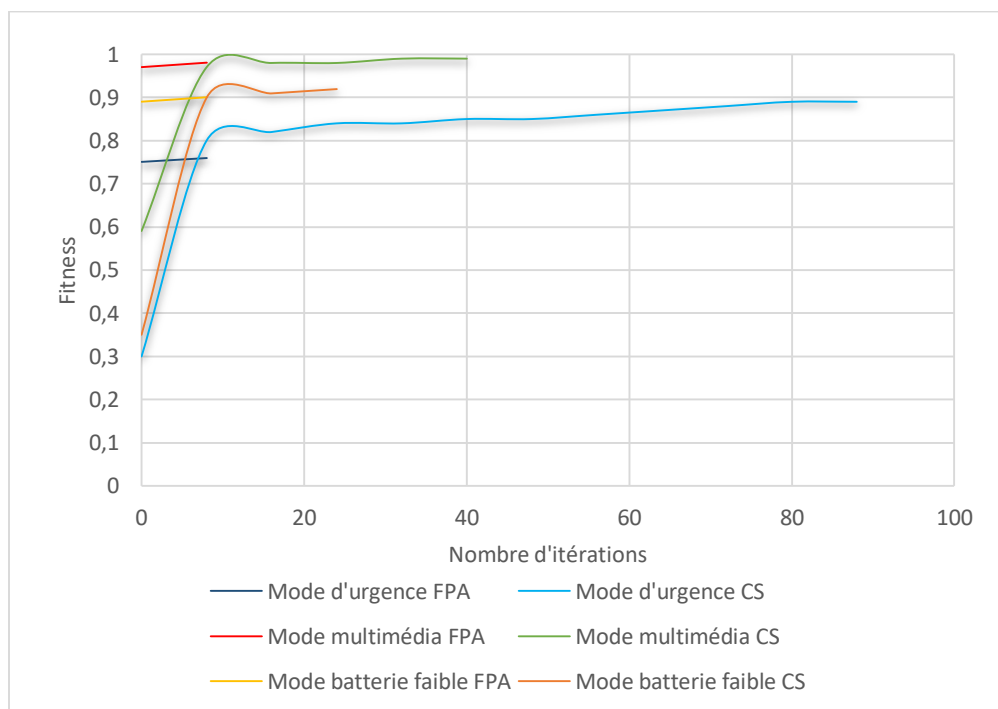


Figure IV.8 : Convergence de fitness dans les trois modes pour FPA et CS.

La figure IV.8 montre que FPA converge après 8 itérations et cela dans les trois modes tandis que CS converge par exemple après 80 itérations dans le mode d'urgence, 40 itérations dans le mode multimédia et 25 itérations dans le mode batterie faible. En revanche les valeurs de la fonction fitness avec l'algorithme FPA sont inférieures à celles de l'algorithme CS. Nous pouvons donc dire que l'utilisation de CS conduit à une meilleure fitness que celle trouvée par FPA. Nous déduisons que FPA nous permet d'avoir une solution moins optimale mais dans un temps beaucoup plus court que celui nécessaire pour CS (voir les figures IV.6 et IV.7). Par contre l'algorithme CS nous permet d'avoir des solutions plus optimales que FPA mais dans un temps plus long.

Pour conclure, nous pouvons affirmer que l'objectif de notre deuxième contribution présentée dans ce chapitre est de permettre aux SUs de choisir le canal qui répond à leurs besoins en termes de QoS et d'efficacité énergétique. L'utilisation de FPA et CS a permis

d'obtenir des solutions optimales selon le mode de transmission. Les résultats obtenus montrent l'efficacité des approches adoptées dans le domaine du green networking grâce aux avantages de la RC qui offre la possibilité de reconfigurer et d'adapter les paramètres de transmission.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre deuxième contribution dans le cadre de cette thèse. Il s'agit de l'adaptation de deux méta-heuristiques ; à savoir, FPA et CS pour l'optimisation des performances et pour améliorer l'efficacité énergétique d'un réseau radio cognitive basé sur l'OFDM dans le but d'avoir des réseaux de plus en plus verts. Grâce aux différentes simulations effectuées dans ce travail, nous avons pu confirmer que CS est meilleur que FPA en termes de convergence globale, mais FPA est meilleur que CS en termes de temps d'exécution. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation de notre troisième et dernière contribution dans le cadre de cette thèse.

CHAPITRE V :
Prise de décision basée sur
les méthodes d'analyse
décisionnelle multicritères

V. CHAPITRE 5 : Prise de décision basée sur les méthodes d'analyse décisionnelle multicritères

V.1 Introduction

Récemment, beaucoup de projets de recherche se sont concentrés sur l'optimisation de l'efficacité énergétique. Les auteurs dans [132] ont amélioré l'EE du système RC en s'appuyant sur l'OFDM exposé aux exigences d'interférence des PUs et aux débits de données distincts des SUs. Dans [133], un algorithme a été formulé par les auteurs pour améliorer l'EE des systèmes de communication CR basés sur OFDM avec des incohérences des sous-porteuses. Cette optimisation les a amenés à certifier un débit minimum requis et un taux de puissance spécifique pour le SU. De ce fait, l'OFDM est défini comme une technique de modulation et de transmission innovante pour la RC en raison de sa flexibilité dans la mise en forme du spectre, sa bonne gestion du spectre et sa capacité à mieux analyser les activités spectrales. L'OFDM est largement utilisé dans la littérature. Cependant, ces études se sont limitées à optimiser le débit de transmission des SUs, limitant les interférences introduites auprès des PUs à des seuils prédéfinis [134]. Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme combiné de TOPSIS et AHP assurant la sélection du meilleur spectre disponible satisfaisant les demandes des utilisateurs secondaires dans les réseaux radio cognitive basés sur l'OFDM. Nous évaluerons le besoin des utilisateurs secondaires en termes de qualité de service et d'efficacité énergétique, en analysant les caractéristiques des canaux disponibles et en tenant compte des interférences avec l'utilisateur principal. Dans un premier temps, nous allons exposer les travaux connexes ainsi que l'approche proposée et son adaptation à notre problématique. Par la suite, nous présenterons les simulations effectuées et les résultats obtenus afin de valoriser l'apport de l'algorithme proposé.

V.2 Travaux connexes

Dans ce contexte, plusieurs techniques issues des mécanismes de prise de décision à critères multiples ont été sollicitées.

- Dans [135], une solution a été proposée aux problèmes liés à la capacité d'une radio cognitive à choisir efficacement une bande de spectre pour répondre aux exigences de qualité de service des utilisateurs secondaires afin de ne pas interférer avec l'utilisateur primaire.
- Les auteurs dans [136], ont utilisé trois techniques de prise de décision multicritères : Pondération exponentielle multiplicative (MEW), Simple Additive Weighting (SAW) et la méthode VIKOR pour améliorer l'efficacité spectrale dans la RC où la sélection du canal de fréquence cible joue un rôle important dans les performances de communication de l'utilisateur secondaire.
- Dans [137], les auteurs ont visé à sélectionner des opportunités spectrales dans un ensemble de possibilités finies. Des méthodologies d'aide à la décision, basées sur des échanges d'informations collaboratifs sont utilisées pour améliorer le processus de sélection. Pour que la prise de décision collaborative soit efficace, le processus décisionnel a été réalisé en utilisant deux techniques multicritères : Feedback Fuzzy Analytical Hierarchical Process (FFAHP) et la méthode SAW.
- Dans [138], le travail a porté principalement sur l'obtention d'un meilleur contrôleur SDN. Ces contrôleurs sont sélectionnés à l'aide du processus et de la technique AHP intégrée avec la méthode TOPSIS. Cette approche facilite la sélection d'un nombre minimal de contrôleurs SDN au regard de leurs fonctionnalités respectives.

▪ Les auteurs dans [139] ont proposé une approche basée sur la méthode TOPSIS et l'entropie est utilisée pour sélectionner le contrôleur pour l'équilibrage de charge dans le plan de contrôle dans un SDN. Les contrôleurs sont sélectionnés et évalués sur une topologie arborescente avec différents paramètres tels que le débit, le délai, le temps de réponse, le coût des messages.

▪ Dans [140], les auteurs se sont concentrés sur l'un des principaux défis étant une transmission sécurisée et une sélection efficace des canaux libres dans un CRN. Les auteurs ont proposé un nouveau processus de prise de décision de spectre pour le CRN coopératif en utilisant le schéma de prise de décision à critères multiples. Ils ont considéré comme objectif un schéma de sélection de canal libre efficace et ont dérivé une approche intégrée pour la sélection de canal libre avec la technique : Dynamic weighted-VIKOR.

▪ Dans [141], les auteurs ont présenté un schéma de sélection du meilleur réseau parmi les réseaux disponibles en fonction des exigences de qualité de service pour différentes applications WBAN basé sur la radio cognitive. Différents algorithmes de prise de décision à critères multiples sont utilisés dans le schéma proposé tels que : SAW, TOPSIS, VIKOR et GRA et le calcul des poids des critères se fait à l'aide des méthodes AHP, Fuzzy-AHP et la méthode d'entropie.

V.3 Contexte radioélectrique

Dans ce chapitre, nous nous basons sur le même système utilisé dans le chapitre précédent, qui considère que le PU et le SU partagent des bandes de fréquence adjacentes comme illustré sur la figure IV.1, où le PU occupe la bande de fréquence centrale, tandis que les bandes de fréquence libres détectées par le SU sont divisés en N sous-porteuses dont les deux moitiés sont de part et d'autre de la bande utilisée par le PU (voir figure IV.1). Nous considérons que le SU balaye régulièrement le spectre des PUs à la recherche de bandes vacantes pour sa transmission. Le schéma de modulation utilisé par les radios cognitives est l'OFDM.

Chaque sous-porteuse est caractérisée par son débit binaire, sa puissance d'émission, son interférence et son taux d'erreur. Le choix de ces paramètres dépend soit de la capacité du canal, soit de la qualité de service et de l'efficacité énergétique. Un canal peut être sélectionné pour la transmission en fonction du type d'application utilisée par le SU lors de la transmission. Nous avons utilisé quatre types d'application : voix, visioconférence, email, transaction. Chaque application présente un besoin pour un taux élevé ou minimal des caractéristiques citées des sous-porteuses, qui seront évaluées à l'aide de la méthode TOPSIS pour assurer la sélection de la meilleure sous-porteuse disponible pour le SU.

V.3.1 Interférence générée par le SU

Lors de sa transmission, chaque SU occupe une sous-porteuse et génère une interférence qui va affecter l'utilisateur primaire. Le schéma de modulation OFDM nous permet de calculer l'interférence générée par le SU à la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse en utilisant la formule déjà décrite dans l'équation IV.1 :

$$I_i(d_i, P_i) = \int_{d_i - \beta/2}^{d_i + \beta/2} |g_i|^2 \phi_i(f) df \quad (V.1)$$

Où :

- $I_i(d_i, P_i)$ représente l'interférence causée par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse pour une puissance de transmission P_i ;

- d_i représente la distance spectrale entre la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse et la fréquence centrale relative à la bande de l'utilisateur primaire ;
- β est la largeur de la bande de l'utilisateur primaire ;
- g_i est le gain de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse du canal, de la station de base à l'utilisateur primaire ;
- $\phi_i(f)$ représente la densité spectrale de puissance de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire.

V.3.2 Taux d'erreur

On se basant sur l'étude déjà réalisée dans le chapitre IV et en utilisant le type de modulation QAM, nous avons utilisé la formule définie dans l'équation IV.9 :

$$P_{BER}(M\text{-aryQAM}) = \frac{2}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q \left(\sqrt{\frac{3 \times \log_2(M)}{M-1} \times \frac{P}{N_0}} \right) \quad (\text{V.2})$$

Où :

- N_0 représente le taux d'atténuation.
- $\overline{P_{BER}}$ est le taux d'erreur moyen pour chaque sous-porteuse.
- P est la puissance du signal sur une sous-porteuse.
- M représente l'index de modulation.

V.3.3 Puissance de transmission

Les valeurs de la puissance d'émission ont été choisies dans le respect des règles de la FCC (Federal Communications Commission) qui a l'obligation de toujours respecter une certaine limite, même pour le PU. La gamme de puissances d'émission prise diffère entre 0,1 mW et 2,4808 mW avec un pas de 0,025 mW donnant 94 valeurs de puissance. La valeur de puissance maximale de 2,4808 mW a été choisie comme contribution à la valeur de puissance maximale autorisée pour la bande U-NII (Unlicensed-National Information Infrastructure) : 5,15 GHz - 5,25 GHz, fixée à 2,5 mW [142].

V.3.4 Modulation

Parmi les paramètres qu'un utilisateur RC doit être capable de reconfigurer dynamiquement figure la modulation car la bande passante nécessaire pour transporter un signal dépend du type de modulation utilisée. Dans notre étude, nous avons utilisé un seul type de modulation : la modulation QAM, avec un indice de modulation (nombre de bits par symbole) qui varie entre 0 et 10 ($2^i, i \in [0, 10]$).

V.3.5 Atténuation

Pour simuler un environnement multi-canaux dynamique, une valeur d'atténuation aléatoire comprise entre [0,1] dB a été attribuée à chaque canal.

V.4 Types d'application utilisées lors d'une transmission

Nous nous sommes inspirés du travail présenté par les auteurs dans [143] et qui a introduit le concept de mapping entre les applications et leurs besoins applicatifs en termes de critères de QoS. Nous avons ainsi choisi quatre types d'application à utiliser dans notre étude lorsqu'un SU souhaite transmettre. Ces applications sont comme suit :

- Visioconférence : une transmission de flux important de données multimédia (son et vidéo).
- Voix : une transmission de données voix (son).
- Transaction bancaire : une transmission de données bancaire sensible.
- Email : une transmission de données texte.

La transmission de chaque type de données applicatives dépend d'un ou de plusieurs critères d'évaluation d'un canal (débit, interférence, puissance d'émission, taux d'erreur).

V.5 Formulation du problème

La précision de l'application à utiliser nous conduit à l'évaluation du canal avant son utilisation selon les métriques citées : débit, interférence, puissance d'émission, taux d'erreur. De ce fait, nous nous sommes orientés vers une optimisation multicritères ou le processus d'optimisation reposera sur la minimisation ou la maximisation au mieux de ces métriques. Dans le cas d'une transmission utilisant une application de vidéoconférence, la qualité de cette transmission reposera sur le débit donc l'objectif serait de maximiser le débit. En revanche dans une transmission utilisant des transactions bancaires, le besoin est de mieux gérer le taux erreur et donc l'objectif serait de minimiser le taux d'erreur.

Le problème de sélection de la meilleure sous-porteuse consiste pour un SU à décider de choisir une ou plusieurs sous-porteuses qu'offre un PU selon divers critères d'évaluation en vue d'atteindre l'objectif désiré. En effet, nous sommes en mesure d'appliquer une technique à critères multiples sur ce problème de sélection de sous-porteuse. Ce chapitre présente le même problème étudié dans le chapitre précédent dans ses détails et structures. La section suivante présente notre approche proposée dans ce contexte en utilisant AHP et TOPSIS.

V.6 L'approche proposée

TOPSIS reste tributaire d'une approche adéquate pour délimiter la pondération des critères pour chaque type d'application utilisé. Cependant, ce concept conserve sa fiabilité et sa certitude dans le traitement et l'évaluation de plusieurs critères et la quantité d'alternatives. Pour attribuer les poids aux critères, nous avons utilisé la méthode AHP.

Basée sur un concept mathématique, AHP est une technique organisée et fiable qui soutient nos décisions et déconstruit un problème complexe en une constitution hiérarchisée à plusieurs niveaux d'objectifs, de critères, de sous-critères et d'alternatives [144]. AHP peut être utilisé pour faire de nombreux choix complexes et non structurés contenant de nombreux attributs [145].

V.6.1 TOPSIS

TOPSIS a été développé par Yoon et Hwang [91], défini comme une méthode d'analyse multicritères pour l'aide à la décision. La méthode d'aide à la décision multicritères est une technique d'optimisation multi-objectifs utilisée pour mesurer les alternatives ; l'idée première de cette méthode est d'élire une action ayant :

- La plus petite distance à l'action dite « idéale » (solution positive-idéale).
- La plus grande distance à l'action dite « anti-idéale ».

Les différentes étapes de TOPSIS peuvent être exprimées comme suit :

a. Calculer la matrice de décision normalisée

On normalise tous les scores de la matrice des niveaux attribués aux critères. Pour cela on applique la formule V.3 pour obtenir les nouvelles entrées n_{ij} de la matrice.

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m x_{ij}^2}} \quad (\text{V.3})$$

b. Calculer la matrice de décision normalisée pondérée

Dans cette étape, on multiplie simplement toutes les entrées (n_{ij}) de la matrice normalisée par la pondération associée à chaque critère, donc on procède par colonne suivant la formule :

$$v_{ij} = w_i * n_{ij}, j = 1 \dots m, i = 1 \dots n \quad (\text{V.4})$$

Où w_i est le poids du i ème attribut ou critère, et $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.

c. Déterminer la solution idéale positive et idéale négative

Pour chaque critère (attribut), on calcule la valeur associée la plus favorable A^+ et la plus défavorable A^- en fonction de la nature du critère (favorable ou défavorable). Si le critère est favorable, on choisit la plus grande valeur de chaque colonne. Si le critère est défavorable, on sélectionne la plus petite valeur de chaque colonne.

$$A^+ = \{v_1^+, \dots, v_n^+\} = \{(max_j * v_{ij} | i \in I), (min_j * v_{ij} | i \in I)\} \quad (\text{V.5})$$

$$A^- = \{v_1^-, \dots, v_n^-\} = \{(max_j * v_{ij} | i \in I), (min_j * v_{ij} | i \in I)\} \quad (\text{V.6})$$

d. Calculer la mesure de séparation à partir de la solution idéale

Dans cette étape, nous calculons pour chaque alternative son écart par rapport à la valeur la plus favorable et la plus défavorable déjà évaluées à l'étape précédente. L'ensemble des écarts sont exprimés par les deux vecteurs d^+ et d^- . Chaque écart est exprimé en tant que distance euclidienne entre la valeur de chaque critère associé et la valeur associée de A^+ et la valeur associée de A^- .

$$d_j^+ = \sqrt{\{\sum_{i=1}^n (v_{ij} - v_i^+)\}}, j=1 \dots m \quad (\text{V.7})$$

$$d_j^- = \sqrt{\{\sum_{i=1}^n (v_{ij} - v_i^-)\}}, j=1 \dots m \quad (\text{V.8})$$

e. Calculer la proximité relative de la solution idéale

Nous voilà à la dernière étape dans laquelle nous calculons le coefficient associé à chaque alternative qui détermine son rang dans notre choix. Chaque coefficient est calculé à partir des composants associés aux vecteurs d^- et d^+ selon la formule V.9.

Le coefficient de proximité de chaque alternative comme son nom l'indique mesure le taux de proximité de la solution idéale la plus défavorable A^- par rapport à la solution idéale la plus favorable A^+ . Il s'agit de choisir celle qui est la plus loin possible de la solution idéale défavorable A^- et la plus proche de la solution idéale favorable A^+ .

$$R_j = d_j^- / (d_j^+ + d_j^-) \quad , j=1, \dots, m \quad (\text{V.9})$$

$$\text{Où } d_j^- \geq 0 \text{ et } d_j^+ \geq 0, R_j \in [0,1].$$

Pour une meilleure sélection des poids affectés aux critères, nous avons introduit la méthode AHP dans la définition des poids.

V.6.2 AHP

AHP est une méthode d'organisation et d'analyse de décisions complexes, utilisant les mathématiques et la psychologie. Elle a été développée par Thomas L. Saaty dans les années 1970 et a été affinée depuis lors. Elle contient trois parties : le but ultime ou le problème que l'on essaye de résoudre, toutes les solutions possibles, appelées alternatives, et les critères sur lesquels on jugera les alternatives.

AHP fournit un cadre rationnel pour une décision nécessaire en quantifiant ses critères et ses options alternatives, et en reliant ces éléments à l'objectif global.

Les parties prenantes comparent l'importance des critères, deux à la fois, par le biais de comparaisons par paires. Dans la dernière étape du processus, les priorités numériques sont calculées pour chacune des options alternatives. Ces chiffres représentent les solutions les plus souhaitées, basées sur toutes les valeurs des utilisateurs.

L'application de la méthode AHP est basée sur les étapes suivantes.

- **La première étape** : consiste à décomposer un problème complexe en structure hiérarchique permettant ainsi d'obtenir plusieurs niveaux de détails : l'objectif global, les critères, les indicateurs, les alternatives. Cette décomposition facilitera l'évaluation de tous les éléments de la hiérarchie en vue d'obtenir un classement des alternatives par rapport à l'objectif global.
- **La deuxième étape** : consiste à comparer chaque niveau à son niveau voisin en comparant les éléments deux à deux et en agrégeant les résultats sous forme de matrice carrée. Cette dernière ainsi construite permettra le calcul du Vecteur d'Importance Relative (VIR) d'un niveau par rapport au niveau supérieur. C'est en réitérant cette deuxième étape à tous les niveaux de la hiérarchie que les différents VIR sont obtenus.
- **La dernière étape** : consiste à faire une synthèse des VIR obtenus précédemment, et cette synthèse consistera à obtenir le VIR des alternatives par rapport à l'objectif global qui n'est rien d'autres que le classement des alternatives par rapport à l'objectif global.

V.6.3 Algorithmes proposés

Dans cette section, nous détaillons nos algorithmes d'optimisation QoS et EE basés sur la méthode combinée AHP-TOPSIS pour un système de radio cognitive basé sur l'OFDM.

Algorithme V.1: OFFLINE-AHP pour le calcul des poids des critères

1. **Fonction** CALCUL_POIDS ()
 2. Obtenir le type d'application à utiliser.
 3. Déterminer les alternatives.
 4. Comparer les paires (critères et alternatives).
 5. Calculer le poids de chaque type d'application.
 6. **retourner** Vecteur des poids $W_i [W_1, W_2, W_3, W_4]$.
 7. **Fin fonction**
-

Notre proposition pour améliorer la QoS et l'EE consiste tout d'abord en une fonction : CALCUL_POIDS () illustrée par l'Algorithme V.1. Cette fonction est exécutée en hors ligne pour optimiser le temps d'exécution. Son objectif est de détecter les types d'application utilisées et en se basant sur AHP et selon le besoin de chaque application en termes de critères radio, elle compare ces critères et calcule le poids de chacun en essayant dans tous les cas d'économiser la puissance d'émission. Nous disposons donc et pour chaque type d'application d'un vecteur de poids associés à chaque critère selon son importance.

Algorithme V.2: Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive

1. **Fonction** INITIALISATION_RC ()
 2. Obtenir les paramètres détectés par la RC
 3. Initialiser Power_max, Interference_max, N, Modulation_type, Mod_max
 4. Obtenir le type d'application à exécuter par l'utilisateur
 5. Choisir le vecteur de poids adéquat $W_i [W_1, W_2, W_3, W_4]$
 6. Créer une matrice Q pour remplir les sous-porteuses disponibles avec les caractéristiques de chaque sous-porteuse, de sorte que toutes les sous-porteuses soient libres
 7. **pour** $i = 1$ à N **faire**
 8. Calculer l'interférence introduite par la i ème sous-porteuse dans la bande PU, comme indiqué dans (eq V.1)
 9. Calculer le taux d'erreur, selon l'équation (V.2)
 10. Mesurer Puissance_transmission, débit (mesurer la puissance et le débit pour chaque sous-porteuse)
 11. remplir_Q (Débit, interférence, Puissance_transmission, taux_erreur, Occupée)
 12. **Fin pour**
 13. **retourner** la matrice Q
 14. **Fin fonction**
-

Algorithme V.3: Adaptation de l'algorithme AHP-TOPSIS pour l'optimisation QoS-EE dans un système RC-OFDM

1. $W = \text{CALCUL_POIDS} ()$
 2. $\text{INITIALISATION_RC} ()$
 3. Créer un vecteur V pour stocker les solutions renvoyées par TOPSIS
 4. $V = \text{TOPSIS} (Q, W)$
 5. $S_{\text{Best}} = \text{MAX} (V)$ (Obtenir la valeur maximale dans V)
 6. **Tant Que** ((sous-porteuse (S_{Best})).Occupée = =1)
 - Ou** (sous-porteuse (S_{Best})).Puissance_transmission \geq Power_max)
 - Ou** (sous-porteuse (S_{Best})).interférence \geq Interference_max)) **faire**
 7. $S_{\text{Best}} = \text{MAX} (V)$ (Obtenir la valeur maximale suivante dans V)
 8. **Fin Tant Que**
 9. **Occupée = Occupée + 1**
 10. **Transmettre** via la sous-porteuse (S_{Best})
 11. **Occupée = Occupée - 1**
-

La deuxième fonction ($\text{INITIALISATION_RC} ()$) présentée par l'Algorithme V.2, charge les paramètres nécessaires pour que le SU puisse transmettre, c'est-à-dire la puissance maximale (Power_max), les interférences maximales autorisées (Interference_max), le nombre de sous-porteuses (N), les types de modulation (Modulation_type) et sa valeur maximale (Mod_max). Par la suite, elle choisit le vecteur des poids utilisé par TOPSIS après avoir détecté le type de l'application utilisée ; de plus elle remplit et retourne une matrice (ligne 11-13) contenant la liste des sous-porteuses avec tous les paramètres nécessaires calculés : le débit, l'interférence, le taux d'erreur (taux_erreur) présent sur les sous-porteuses et aussi la puissance d'émission ($\text{Puissance_transmission}$).

L'Algorithme d'adaptation (algorithme V.3) commence par le calcul des poids et l'initialisation des paramètres de la RC (ligne 1-2). A la ligne 4, l'algorithme TOPSIS est appelé en lui passant comme paramètres la matrice Q et le vecteur des poids. Ainsi il va choisir une alternative, parmi l'ensemble des alternatives présentes dans la matrice Q . Il s'agit de la distance la plus courte à l'alternative idéale (la meilleure alternative sur tous les critères) et qui a la plus grande distance à l'alternative négative idéale (celle qui dégrade tous les critères) selon le vecteur des poids introduits. A la fin, nous obtenons un vecteur (V) avec des valeurs obtenues à partir de l'évaluation de chaque sous-porteuse.

Pour choisir la meilleure solution, le SU prendra juste la valeur maximale du vecteur V (Algorithme V.3, ligne 5). A noter qu'il faut tester avant de transmettre si la sous-porteuse est libre et si la puissance d'émission ne dépasse pas le seuil maximal et également si les interférences générées sur la sous-porteuse ne dépassent pas également le seuil maximal (ligne 6). Dans le cas où l'une des conditions présentées précédemment n'est pas respectée, il faut choisir une autre solution et cette fois-ci on choisira une valeur inférieure à celle choisie auparavant. Dans le cas où toutes les conditions sont respectées, le SU peut émettre sur cette sous-porteuse en mettant son état en occupée.

V.7 Simulations effectuées et résultats obtenus

Nous exposons dans cette section les résultats obtenus suite aux simulations effectuées afin de valider les performances de l'algorithme proposé à savoir AHP-TOPSIS et montrer son efficacité en termes de consommation d'énergie et adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive. Avant la réalisation des différentes simulations, nous présentons tout d'abord l'environnement RF, ainsi que le vecteur des poids associé aux applications utilisées.

V.7.1 Environnement de simulation

- Dans nos simulations, nous supposons que les utilisateurs primaires et secondaires coexistent selon le modèle illustré dans la figure IV.1.
- Le SU a une bande passante répartie sur 16 sous-porteuses avec 8 sous-porteuses de chaque côté de la bande passante du PU.
- On suppose aussi qu'un canal d'évanouissement de Rayleigh a une moyenne de 1, c'est-à-dire qu'on considère que tous les trajets sont indépendants et d'atténuations comparables.
- La durée du symbole OFDM est $T_s = 100$ s.
- La puissance d'émission maximale de l'utilisateur secondaire est de 2,5 mW.
- L'interférence maximale tolérée par le PU est de 0,01 [121].
- Notre approche est programmée avec l'environnement JAVA et le système multi-agent JADE.

V.7.2 Types d'application utilisé

Dans notre étude, nous avons essayé de varier les objectifs en choisissant différents types d'application à utiliser par le SU. Chaque application a un besoin spécifique de maximisation ou de minimisation d'un des paramètres de la radio cognitive.

Les quatre types d'application utilisé par le SU sont caractérisées par la variation des poids associés à chaque critère, qui sont calculés par l'algorithme AHP et présentés dans le tableau V.1.

Type d'application	Débit	Interférence	Puissance de transmission	Taux d'erreur
Voix	0.12	0.38	0.3	0.2
Vidéoconférence	0.6	0.2	0.08	0.12
Transaction	0.14	0.22	0.08	0.56
Email	0.08	0.27	0.53	0.12

Tableau V.1: Vecteur poids de chaque type d'application

V.7.3 Résultats obtenus

a. Temps d'exécution de TOPSIS

La figure V.1 représente le temps d'exécution de l'algorithme utilisant TOPSIS en fonction du nombre de sous-porteuses.

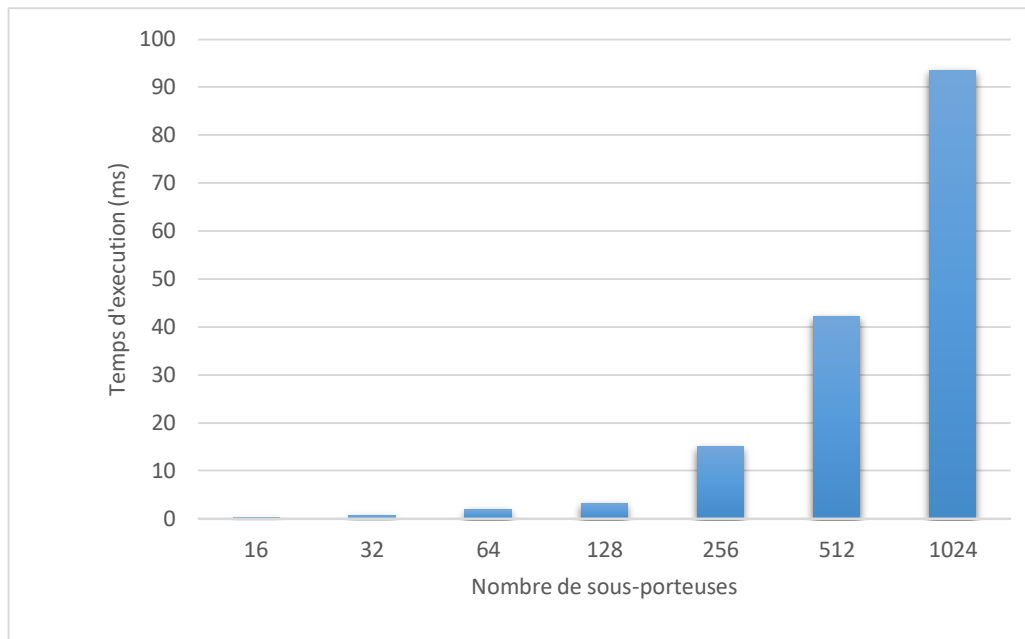


Figure V.1 : Temps d'exécution de l'algorithme en fonction du nombre de sous-porteuses.

On remarque dans la figure V.1 qu'avec l'utilisation d'un nombre de sous-porteuses allant de 16 à 128, le temps d'exécution est quasiment le même et ne dépasse pas les 5 ms. Avec plus de sous-porteuses, le temps d'exécution est plus important. Il dépasse par exemple, 90 ms pour 1024 sous-porteuses.

Ainsi, l'augmentation du nombre de sous-porteuses augmente le temps d'exécution mais cela reste raisonnable dans un environnement comme la RC (temps réel). Nous rappelons ici que l'algorithme AHP est exécuté en hors ligne et n'affecte pas ce temps d'exécution. Nous pouvons donc déduire que l'utilisation de l'algorithme TOPSIS même avec un nombre important de sous-porteuses n'affecte pas vraiment le temps d'exécution et par conséquent n'aura pas un impact significatif sur la consommation d'énergie

Pour valider notre approche, nous ferons une comparaison entre une transmission dans un environnement RC classique et une transmission dans un environnement RC combiné avec l'utilisation de l'algorithme AHP-TOPSIS. Nous utilisons une moyenne de dix simulations pour la réalisation des différentes simulations présentées dans les sections suivantes.

b. Impact sur la puissance de transmission et l'efficacité énergétique

La figure V.2 montre les valeurs de la puissance de transmission moyennes utilisées dans un environnement RC classique et dans un environnement RC en utilisant l'algorithme proposé.

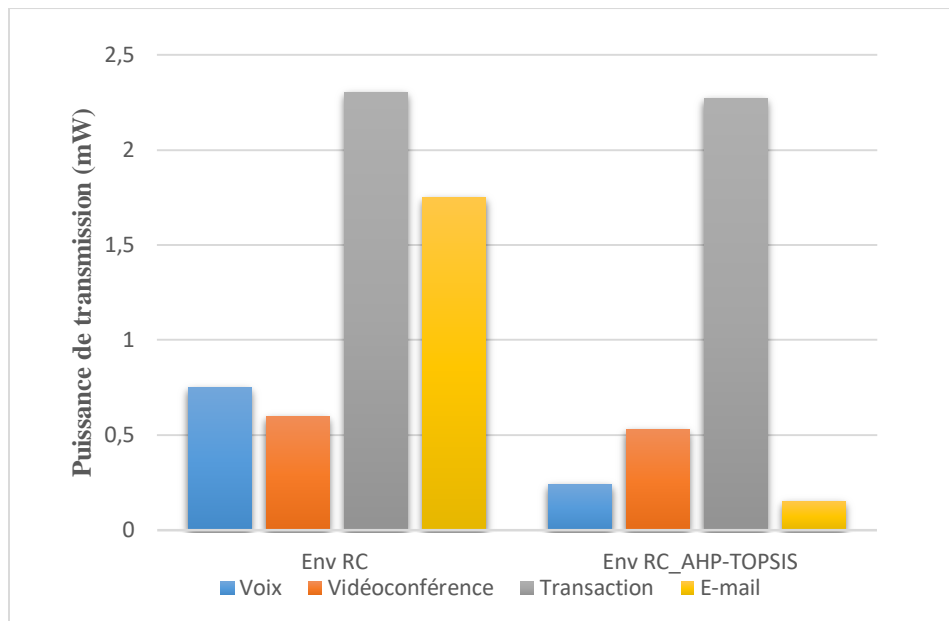


Figure V.2 : Valeurs moyennes de puissance de transmission utilisées dans CR et CR_AHP-TOPSIS.

L'utilisation de TOPSIS associée à AHP permet de choisir la configuration optimale pour la transmission de chaque type d'application de données. La figure V.2 montre que la puissance de transmission a été réduite dans tous les types d'application donnés par rapport à l'utilisation classique de la RC. Bien qu'il s'agisse parfois de valeurs presque égales ; le cas où l'on utilise "Transaction" qui est dû au fait que l'on attribue un faible poids à la minimisation de puissance puisqu'il s'agit d'une application qui ne supporte pas les erreurs ce qui implique une forte puissance de transmission. Notre approche basée sur TOPSIS et AHP montre son efficacité pour réduire la puissance d'émission et donc une gestion efficace de l'énergie consommée ; un résultat très satisfaisant dans le green networking.

c. Impact sur les interférences et le taux d'erreur

Dans les figures V.3 et V.4, nous présentons l'impact de l'utilisation de AHP-TOPSIS sur les interférences générées et le taux d'erreur enregistré respectivement.

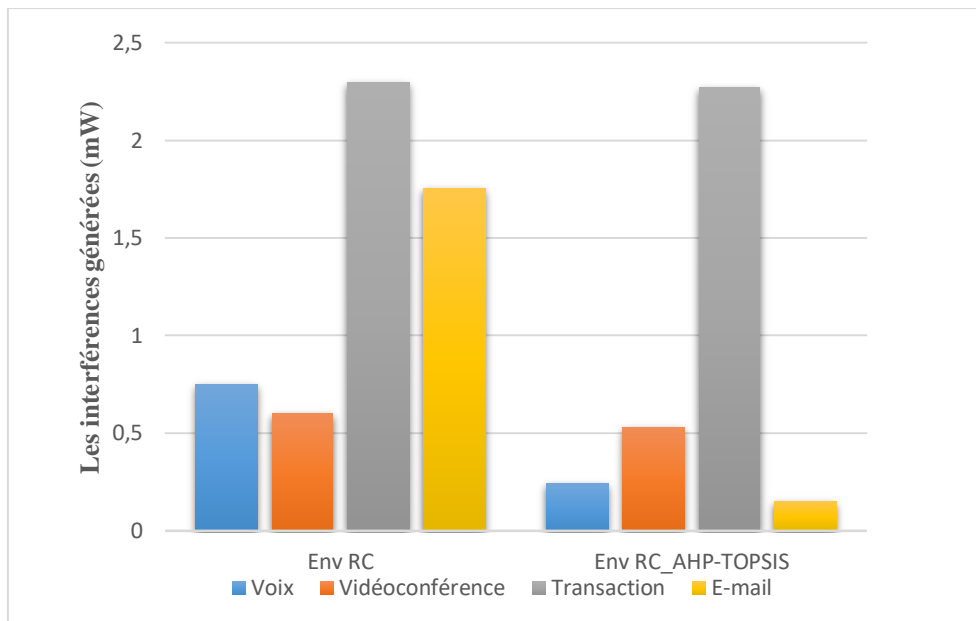


Figure V.3 : Impact d'AHP-TOPSIS sur les interférences générées.

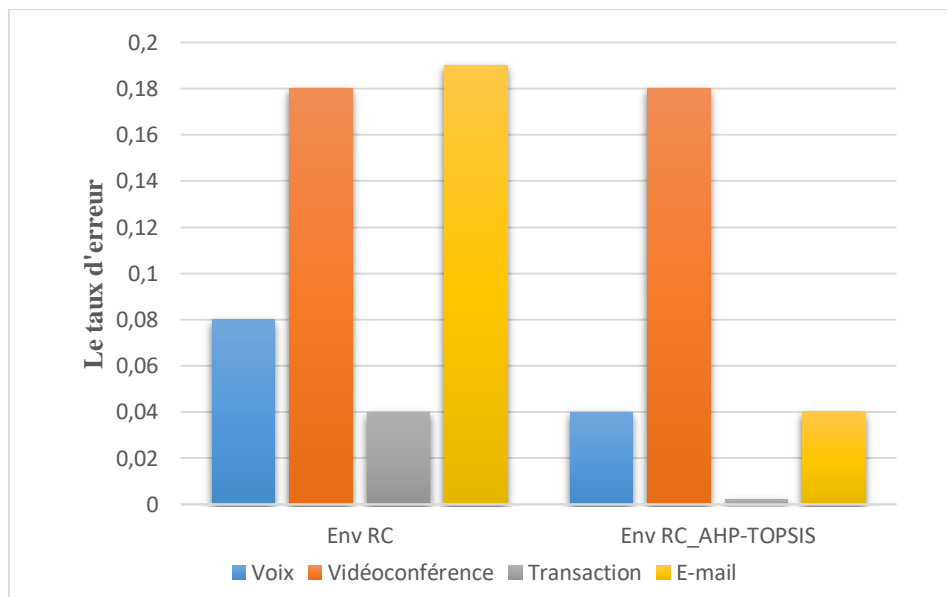


Figure V.4 : Impact d'AHP-TOPSIS sur le taux d'erreur.

Avec la détection dans la RC classique, le SU effectue un saut vers des canaux qui satisfont sa transmission mais ne minimisent pas nécessairement les interférences et / ou le taux d'erreur. Dans le cas de l'utilisation de la RC avec AHP-TOPSIS, le SU exécute l'algorithme TOPSIS lors de la détection. Cette étape nous permet d'avoir une classification des canaux disponibles selon l'application utilisée et le degré d'importance de chaque critère d'évaluation pour décider quel canal choisir pour la transmission. Les figures V.3 et V.4 montrent clairement que les valeurs d'interférence générées et le taux d'erreur lors de l'utilisation de AHP-TOPSIS sont bien

inférieurs à ceux générés dans le cas de la RC classique. De ce fait, l'utilisation de AHP-TOPSIS s'est avérée réellement efficace en termes de sélection optimale des canaux et donc de gestion optimisée de la QoS.

d. Taux de réduction des différents critères

Dans ce qui suit (figure V.5), nous calculons le taux de réduction de la puissance de transmission, des interférences et du taux d'erreur pour montrer le gain obtenu en utilisant l'algorithme AHP-TOPSIS dans chaque type d'application de données comme suit :

$$\text{Taux de réduction} = (\text{RC}(J) - \text{RC_AHP-TOPSIS}(J)) / \text{RC}(J) \quad (\text{V.10})$$

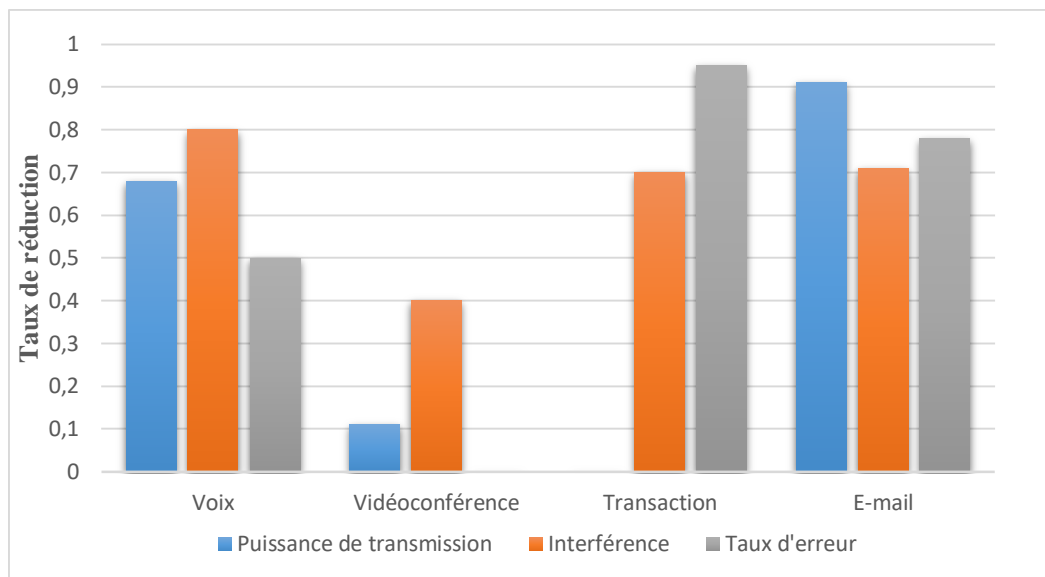


Figure V.5 : Taux de réduction.

La figure V.5 montre les résultats obtenus grâce à l'adaptation de notre algorithme qui a permis de réduire la puissance de transmission de 68 % lors de l'utilisation de l'application Voix, de 11 % lors de l'utilisation de la vidéoconférence et de 90 % lors de l'utilisation de l'application E-mail. Le poids le plus important étant attribué à la minimisation de la puissance d'émission, l'application E-mail est celle qui donne le plus de satisfaction.

D'autre part, notre algorithme n'a pas pu réduire la puissance d'émission pour l'application de transaction car la minimisation du taux d'erreur est plus importante que la minimisation de la puissance d'émission. On remarque la même chose pour le taux d'erreur dans l'application de vidéoconférence puisque le poids le plus fort est affecté à la maximisation du débit (0.6) et en deuxième position à la minimisation de l'interférence (0.2) tandis que le poids affecté à la minimisation du taux d'erreur est égal à 0.12. Dans ce cas notre algorithme tente de minimiser la puissance (générer moins d'interférence) ce qui va augmenter le taux d'erreur.

Concernant le taux de réduction des interférences et du taux d'erreur, il est particulièrement significatif. Par exemple, lors de l'utilisation d'une application de voix, le taux de réduction des interférences est de 80 % et lors de l'utilisation d'une application de transaction, le taux d'erreur est réduit de 95 %.

Nous pouvons donc conclure que notre algorithme proposé a considérablement réduit les différents critères étudiés quelle que soit l'application utilisée par le SU et donc notre proposition a permis au SU de choisir un canal optimal pour sa transmission.

V.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme de sélection de spectre basé sur AHP-TOPSIS dans les réseaux radio cognitive basés sur l'OFDM. L'objectif essentiel est de sélectionner les meilleures sous-porteuses disponibles en évaluant ses caractéristiques en fonction des besoins des utilisateurs secondaires selon le type d'application utilisé.

L'algorithme exposé dans ce travail permet d'inclure plusieurs critères avec la méthode TOPSIS pour migrer vers une utilisation flexible et inclusive des données pour la décision de sélection de spectre. Dans le présent travail, nous avons pu obtenir un gain significatif en termes de puissance d'émission, ce qui conduira à une réduction de l'énergie consommée et à une meilleure efficacité énergétique.

Les résultats de nos simulations montrent clairement que le taux de réduction des interférences et du taux d'erreur est considérable et donc l'optimisation de la QoS est assurée dans ce type d'environnement grâce à l'utilisation de notre algorithme. Ainsi, nous pouvons dire que l'approche proposée est très significative dans le contexte des réseaux verts où la gestion de la consommation d'énergie est considérée comme le grand défi afin de réduire la quantité de CO2 émise par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre.

Conclusion générale et perspectives

Les avancées des technologies de l'information et de la communication impliquent un coût important de consommation d'énergie fossile, ce qui amplifie l'inquiétude de l'impact sur l'environnement causé par les émissions de CO₂. Le green networking peut être le moyen d'aider à réduire les émissions de carbone de ces technologies.

Le GN peut tirer parti du vaste paradigme de la radio cognitive. L'équipement RC est défini comme un émetteur/récepteur radio qui apprendra de l'environnement et adaptera ses états internes aux variations statistiques de la radio existante. Cela nécessite d'ajuster les paramètres de transmission en temps réel (par exemple, la bande de fréquence, le mode de modulation et la puissance d'émission). Le système de communication intelligent de la RC augmente l'agilité du spectre et l'efficacité énergétique. La RC peut donc s'adapter de façon autonome à l'environnement où elle opère et assurer une bonne QoS à l'utilisateur secondaire. La prise de décision assurant l'autonomie d'une radio cognitive est appropriée dans la littérature à un problème d'optimisation permettant à cette dernière de s'adapter à son environnement en déterminant les paramètres adéquats par rapport à une situation donnée.

Dans cette thèse, nous avons visé à faire évoluer les réseaux sans fil vers le concept green grâce aux solutions apportées par la radio cognitive dans ce domaine. Dans ce contexte et afin de mieux cerner notre problématique, nous nous sommes focalisés dans le deuxième chapitre sur les différents aspects liés à l'optimisation ainsi qu'aux différentes approches de résolution existantes dans la littérature. La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser ou minimaliser une fonction objectif. Nous avons vu que le choix d'une approche de résolution dépend fortement de la complexité du problème traité et de sa taille. Aussi, nous avons présenté les approches d'apprentissages, les méthodes d'analyse décisionnelle multicritères et les approches dites heuristiques et méta-heuristiques et les différentes catégories et classes y afférentes et plus particulièrement les méta-heuristiques à base de population.

Les contributions de notre travail ont été présentées sous forme de trois chapitre (chapitre 3, chapitre 4 et chapitre 5) où nous avons exposé en détail les algorithmes que nous avons proposés selon différentes approches (apprentissage par renforcement, métaheuristiques et méthodes d'analyse décisionnelle multicritères) et la manière dont chaque algorithme a été adapté selon la formulation du problème que nous avons adoptée. Afin de montrer l'apport de nos contributions, nous avons effectué un ensemble de tests et de simulations pour l'évaluation des performances des algorithmes proposés. D'une part, l'évaluation des algorithmes a été basée sur plusieurs critères : la consommation d'énergie, le temps d'exécution, les interférences générées, la qualité de la fonction objectif et le nombre de générations nécessaire pour obtenir la solution finale, et ceci pour les différents modes de fonctionnement cités précédemment. D'autre part, les performances des algorithmes ont été aussi testées en augmentant la complexité du système et ceci en considérant un nombre plus élevé de sous-porteuses. Les résultats obtenus montrent un gain significatif dans le taux de réduction de la consommation d'énergie entre une transmission classique de la RC et une transmission utilisant les algorithmes proposés. Ainsi une meilleure utilisation du spectre est obtenue en allouant les ressources nécessaires selon les besoins de l'utilisateur secondaire et en respectant la présence de l'utilisateur primaire. Par conséquent, nous pouvons affirmer que les approches proposées dans cette thèse sont très significatives dans le contexte du Green Networking où la gestion de la consommation d'énergie

Conclusion générale et perspectives

est considérée comme un défi majeur afin de réduire la quantité de CO₂ émise par les infrastructures de télécommunications participant à l'effet de serre.

En perspective, il serait intéressant de poursuivre les recherches dans ce domaine en développant les points suivants :

- La proposition d'un algorithme hybride entre FPA et CS afin de profiter de la vitesse de FPA et de la meilleure convergence de CS. Cette hybridation vise à améliorer les performances d'un réseau radio cognitive basé sur l'OFDM.
- La gestion de la collaboration entre les utilisateurs secondaires pour une meilleure efficacité spectrale dans le cas d'un environnement fortement dynamique en utilisant des clusters.
- L'extension du problème d'optimisation traité afin d'inclure d'autres sous-objectifs/contraintes comme la minimisation du temps du hand-off.

Liste des publications

Articles de revues internationales avec comité de lecture et de sélection (2) :

- **Mohammed Salih Bendella**, Badr Benmammar and Francine Krief. "An AHP-TOPSIS Integrated Model for QoS-Aware Energy Efficiency in Green Cognitive Radio Networks". **Revue d'Intelligence Artificielle**. International Information and Engineering Technology Association. ISSN: 0992-499X (print); 1958-5748 (online). DOI: 10.18280/ria.360404. Vol. 36, No. 4, August, 2022, pp. 535-541. **Répertoriée SCOPUS**.
- **Mohammed Salih Bendella**, Badr Benmammar, Francine Krief. "Using cognitive radio to deliver green communications: A reinforcement learning approach". **International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining**. Editor: Inderscience Publishers. Vol. 6, No. 4, pp.331 - 355. 2019. ISSN online: 1755-2095. ISSN print: 1755-2087. DOI: 10.1504/IJKEDM.2019.10023762. **Répertoriée ALLDATABASES**.

Chapitres d'ouvrages avec comité de lecture et de sélection (2) :

- **Mohammed Salih Bendella**, Badr Benmammar. "The Impact of Cognitive Radio on Green Networking: The Learning-through-reinforcement Approach. In the book: "Service Level Management in Emerging Environments. **Wiley Edition**. February 2021. 272 pages. ISBN : 9781789450026. Pages 227-252.
- **Mohammed Salih Bendella**, Badr Benmammar. "Impact de la radio cognitive sur le green networking : approche par apprentissage par renforcement". Dans l'ouvrage : Gestion du niveau de service dans les environnements émergents. **ISTE Editions**. Mars 2020. 278 pages. ISBN papier : 9781789480023. ISBN ebook : 9781789490022. Pages 235-258.

Articles d'actes de conférences internationales avec comité de lecture et de sélection (1) :

- **Mohammed Salih Bendella**, Badr Benmammar, B. Absari and Francine Krief. "Quality of service optimization in OFDM-based cognitive radio network". Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing & Information Technology (CSP). The 19th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD 2022). May 06-10, 2022. Faculty of Technology, University Ferhat Abbas Setif 1, Algeria. DOI: 10.1109/SSD54932.2022.9955705. **Répertoriée IEEE Xplore Digital Library et DBLP**.

Membre d'un projet de recherche (1) :

- Projet de recherche à impact socio-économique : Réseaux sans fil et outils associés. 2019-2022.

Co-encadrement de PFE de Master en Informatique (2) :

- **Thème** : Approche coopérative pour l'optimisation de la QoS dans un réseau de radio cognitive basé sur l'OFDM. 2020/2021.
- **Thème** : Utilisation de l'apprentissage par renforcement pour le Green Networking dans un réseau de radio cognitive. 2017/2018.

Bibliographie

- [1] TC GROUP. SMART 2020: Enabling the low carbon economy in the information age. Global e-Sustainability Initiative (GeSI), Consulté dans <https://gesi.org/research/smart-2020-enabling-the-low-carbon-economy-in-the-information-age>. 2020 Aug.
- [2] J. Mitola, (1999). Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications, In Proc. IEEE Int. Workshop Mobile Multimedia Communications, (pp. 3–10).
- [3] J.Milota. (2000). Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio. Stockholm, Sweden: PhD thesis, KTH Royal Institute of Technology.
- [4] P. Kolodzy et al., (2001). Next generation communications: Kickoff meeting, in Proc. DARPA.
- [5] Haykin, S. (2005). Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. IEEE journal on selected areas in communications, 23(2), 201-220.
- [6] Akyildiz, I. F., Lee, W. Y., & Chowdhury, K. R. (2009). CRAHNs: Cognitive radio ad hoc networks. AD hoc networks, 7(5), 810-836.
- [7] Mitola, J., & Maguire, G. Q. (1999). Cognitive radio: making software radios more personal. IEEE personal communications, 6(4), 13-18.
- [8] Qin, T., Yu, H., Leung, C., Shen, Z., & Miao, C. (2009). Towards a trust aware cognitive radio architecture. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 13(2), 86-95.
- [9] Li, S., & Kokar, M. (2012). Flexible adaptation in cognitive radios. Springer Science & Business Media.
- [10] Fette, B. A. (Ed.). (2009). Cognitive radio technology. Academic Press.
- [11] Tachwali, Y., Basma, F., & Refai, H. H. (2010). Cognitive radio architecture for rapidly deployable heterogeneous wireless networks. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 56(3), 1426-1432.
- [12] Hossain, E., Niyato, D., & Han, Z. (2009). Dynamic spectrum access and management in cognitive radio networks. Cambridge university press.
- [13] Ngom, I., & Diouf, L. (2007). La radio cognitive. Master professionnel télécommunications, 2008.
- [14] Katz, R. H. (2009). Tech titans building boom. IEEE spectrum, 46(2), 40-54.
- [15] Bendella, M. S., Benmammar, B. (2020). Impact de la radio cognitive sur le green networking : approche par apprentissage par renforcement. (Chapitre) dans l'ouvrage : Gestion du niveau de service dans les environnements émergents. ISTE Editions. Pages 235-258., 238, 236-261.
- [16] Vela, A. P., Vía, A., Morales, F., Ruiz, M., & Velasco, L. (2016, July). Traffic generation for telecom cloud-based simulation. In 2016 18th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON) (pp. 1-4). IEEE.

Bibliographie

- [17] Bourbia, S. (2013). Algorithmes de prise de décision pour la cognitive radio et optimisation du mapping de reconfigurabilité de l'architecture de l'implémentation numérique (Thèse de Doctorat, Supélec ; école supérieure des communications de Tunis).
- [18] Hentschel, T., Fettweis, G., & Tuttlebee, W. (2002). The digital front-end: Bridge between RF and baseband processing. In *Software defined radio: enabling technologies* (pp. 151-198). Wiley.
- [19] Zhao, Y., Lo, S., Zegura, E., Ammar, M., & Riga, N. (2017). Virtual network migration on the GENI wide-area SDN-enabled infrastructure. In *2017 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs)* (pp. 265-270). IEEE.
- [20] Da Costa, G., Gelas, J. P., Georgiou, Y., Lefevre, L., Orgerie, A. C., Pierson, J. M., ... & Sharma, K. (2009). The green-net framework: Energy efficiency in large scale distributed systems. In *2009 IEEE International Symposium on Parallel & Distributed Processing* (pp. 1-8). IEEE.
- [21] Barroso, L. A., & Hölzle, U. (2007). The case for energy-proportional computing. *Computer*, 40(12), 33-37.
- [22] Bianzino, A. P., Chaudet, C., Rossi, D., & Rougier, J. L. (2010). A survey of green networking research. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14(1), 3-20.
- [23] Bilal, K., Khan, S. U., Madani, S. A., Hayat, K., Khan, M. I., Min-Allah, N., ... & Chen, D. (2013). A survey on green communications using adaptive link rate. *Cluster Computing*, 16(3), 575-589.
- [24] Ameer, H. A. (2016). Vers des réseaux hétérogènes sans fil efficaces en consommation énergétique (Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Troyes).
- [25] Zemmouri, S. (2017). Modèle de routage écoénergétique dans les réseaux définis par logiciel (Thèse de Doctorat, École de technologie supérieure).
- [26] Wang, X., Sheng, M., Liu, M., Zhai, D., & Zhang, Y. (2013). RESP: A k-connected residual energy-aware topology control algorithm for ad hoc networks. In *2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)* (pp. 1009-1014). IEEE.
- [27] Balasubramaniam, R., Nagaraj, S., Sarkar, M., Paolini, C., & Khaitan, P. (2013). Cell zooming for power efficient base station operation. In *2013 9th international wireless communications and mobile computing conference (IWCMC)* (pp. 556-560). IEEE.
- [28] Galanopoulos, A., Iosifidis, G., Argyriou, A., & Tassiulas, L. (2015). Green video delivery in LTE-based heterogeneous cellular networks. In *2015 IEEE 16th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM)* (pp. 1-9). IEEE.
- [29] Bruschi, R., Lombardo, A., Panarello, C., Podda, F., Santagati, E., & Schembra, G. (2013). Active window management: Reducing energy consumption of TCP congestion control. In *2013 IEEE International Conference on Communications (ICC)* (pp. 4154-4158). IEEE.

Bibliographie

- [30] Bianzino, A. P., Chaudet, C., Rossi, D., & Rougier, J. L. (2010). A survey of green networking research. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14(1), 3-20.
- [31] De Domenico, A., Bonnefoi, R., Mendil, M., Gavriluta, C., Palicot, J., Moy, C., ... & Hadjsaïd, N. (2016). Une architecture intelligente pour l'amélioration de l'efficacité énergétique du réseau cellulaire 5G. *La Revue de l'électricité et de l'électronique*, (5).
- [32] Ahmed, A. H., Al-Heety, A. T., Al-Khateeb, B., & Mohammed, A. H. (2020). Energy efficiency in 5G massive MIMO for mobile wireless network. In *2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)* (pp. 1-6). IEEE.
- [33] Shabbir, A., Khan, H. R., Ali, S. A., & Rizvi, S. (2017). Design and performance analysis of multi-tier heterogeneous network through coverage, throughput and energy efficiency. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 7(6), 2345-2350.
- [34] Xiao, Z., Liu, H., Havyarimana, V., Li, T., & Wang, D. (2016). Analytical study on multi-tier 5G heterogeneous small cell networks: Coverage performance and energy efficiency. *Sensors*, 16(11), 1854.
- [35] Ogbodo, E., Dorrell, D., & Abu-Mahfouz, A. (2021). Energy-efficient distributed heterogeneous clustered spectrum-aware cognitive radio sensor network for guaranteed quality of service in smart grid. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 17(7), 15501477211028399.
- [36] Alonso, R. M., Plets, D., Deruyck, M., Martens, L., Nieto, G. G., & Joseph, W. (2021). Multi-objective optimization of cognitive radio networks. *Computer Networks*, 184, 107651.
- [37] Courty, A., Reveyrand, T., Medrel, P., Bouysse, P., Nébus, J. M., Soubercaze-Pun, G., & Lapierre, L. (2019). Méthodologie de conception d'un amplificateur Doherty GaN double entrée avec gestion numérique de la combinaison vectorielle de puissance. In *21eme Journées Nationales Micro-ondes (JNM)*.
- [38] Krief, F. (Ed.). (2012). *Green Networking*. John Wiley & Sons.
- [39] Palicot, J. (2012). Cross-layer sensors for green cognitive radio. *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, 67(3), 171-180.
- [40] Lee, K. (2021). Distributed joint optimization of beamforming and power allocation for maximizing the energy efficiency of cognitive heterogeneous networks. *Sensors*, 21(9), 3186.
- [41] Maaz, B. (2017). *Radio resource allocation in 5G wireless networks* (Thèse de Doctorat, Université Paris-Saclay).
- [42] Singh, J. S. P. (2022). APC: Adaptive Power Control Technique for Multi-Radio Multi-Channel Cognitive Radio Networks. *Wireless Personal Communications*, 122(4), 3603-3632.

Bibliographie

- [43] Salameh, H. A. B., Irshaid, M. B., Al Ajlouni, A., & Aloqaily, M. (2021). Energy-efficient cross-layer spectrum sharing in CR green IoT networks. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 5(3), 1091-1100.
- [44] Henriques Bernardo, V. M., Pascoal Curado, M., & Braun, T. (2015). *Energy Efficient Multimedia Communications in IEEE 802.11 Networks* (Thèse de Doctorat, University of Coimbra).
- [45] Bhattacharya, A., Sinha, K., & Sinha, B. P. (2014). Energy-efficient multimedia communication for cognitive radio networks. In *International Conference on Distributed Computing and Networking* (pp. 525-531). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [46] Baset, S. A., Reich, J., Janak, J., Kasperek, P., Misra, V., Rubenstein, D., & Schulzrinne, H. (2010). How green is IP-telephony?. In *Proceedings of the first ACM SIGCOMM workshop on Green networking* (pp. 77-84).
- [47] Babu, C. R., & Amutha, B. (2021). A novel energy-efficient data aggregation protocol for cognitive radio based wireless multimedia networks. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 14(4), 2452-2461.
- [48] Ramkumar, J., & Vadivel, R. (2021). Whale optimization routing protocol for minimizing energy consumption in cognitive radio wireless sensor network. *network*, 1, 2.
- [49] ALI SAOUCHA, N. (2020). *Exploitation des techniques de l'intelligence artificielle pour l'optimisation de la QoS et l'efficacité spectrale dans les réseaux de radio cognitive* (Thèse de Doctorat, Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen).
- [50] H.C.C Andriamiadanomenjanahary, (2017). *Optimisation pour la résolution des NP-difficiles par les méthodes classico-metaheuristiques* (Mémoire d'étude approfondies, Université d'Antananarivo).
- [51] Dréo, J., Pétrowski, A., Siarry, P., & Taillard, E. (2003). *Métaheuristiques pour l'optimisation difficile* (p. 356). Eyrolles.
- [52] Yang, X. S. (2010). *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*. John Wiley & Sons.
- [53] Dantzig, G. B. (1998). *Linear programming and extensions*. Vol. 48. Princeton university press. [https://doi.org/10, 1515, 9781400884179](https://doi.org/10.1515/9781400884179).
- [54] Scheid, J. F. (2015). *Programmation linéaire. Méthodes et applications*. HAL, 2015.
- [55] Bazaraa, M. S., Sherali, H. D., & Shetty, C. M. (2013). *Nonlinear programming: theory and algorithms*. John Wiley & Sons.
- [56] Wood, A. J., Wollenberg, B. F., & Sheblé, G. B. (2013). *Power generation, operation, and control*. John Wiley & Sons. isbn : 978-0-471-79055-6 (cf. p. 35).
- [57] Brayan, H. W. (2017). *Optimisation de la QoS dans les réseaux de radio cognitive par l'approche métaheuristique : Algorithme génétique* (Mémoire de Master, Université d'Antananarivo).

Bibliographie

- [58] Lawler, E. L., & Wood, D. E. (1966). Branch-and-bound methods: A survey. *Operations research*, 14(4), 699-719.
- [59] Benmouna, Y., & Benmammour, B. (2021). Interference-Aware QoS Guarantees in OFDM-Based Cognitive Radio Networks Based on Branch and Bound. *Wireless Personal Communications*, 120(1), 169-183.
- [60] Gomathi, T., & Poonguzhali, S. (2021). Implementation of Branch and Bound Method for Maximizing Network Capacity of Cognitive Radio Networks. In *Soft Computing Techniques and Applications* (pp. 651-657). Springer, Singapore.
- [61] Copeland, B. J., Bowen, J., Sprevak, M., & Wilson, R. (2017). *The Turing Guide*. Oxford University Press.
- [62] Glover, F. (1977). Heuristics for integer programming using surrogate constraints. *Decision sciences*, 8(1), 156-166.
- [63] Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & operations research*, 13(5), 533-549.
- [64] Aarts, E., Aarts, E. H., & Lenstra, J. K. (Eds.). (2003). *Local search in combinatorial optimization*. Princeton University Press.
- [65] Dorigo, M. (1992). *Optimization, learning and natural algorithms*. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano.
- [66] Vimal, S., Khari, M., Crespo, R. G., Kalaivani, L., Dey, N., & Kaliappan, M. (2020). Energy enhancement using Multiobjective Ant colony optimization with Double Q learning algorithm for IoT based cognitive radio networks. *Computer Communications*, 154, 481-490.
- [67] Bayrakdar, M. E., & Çalhan, A. (2021). Optimization of ant colony for next generation wireless cognitive networks. *Politeknik Dergisi*, 24(3), 779-784.
- [68] Vishwakarma, A. D., & Kulkarni, G. A. (2022). Threshold Optimization in Maximum–Minimum Eigenvalue-Based Detection in Cognitive Radio Using Ant Colony Optimization. In *Mobile Computing and Sustainable Informatics* (pp. 855-868). Springer, Singapore.
- [69] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.
- [70] Eappen, G., & Shankar, T. (2020). Hybrid PSO-GSA for energy efficient spectrum sensing in cognitive radio network. *Physical Communication*, 40, 101091.
- [71] Ahmed, A., & Baishnab, K. L. (2020). Joint optimal design of sensing time and transmission power for maximizing energy efficiency in cognitive radio system. *Wireless Personal Communications*, 110(4), 1839-1857.
- [72] Yang, X. S., & Deb, S. (2010). Engineering optimization by cuckoo search. *arXiv preprint arXiv:1005.2908*.

Bibliographie

- [73] Yang, X. S. (2009). Firefly algorithms for multimodal optimization. In *International symposium on stochastic algorithms* (pp. 169-178). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [74] Yang, X. S. (2010). A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)* (pp. 65-74). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [75] Yang, X.S. (2012). Flower Pollination Algorithm for Global Optimization. In: Durand-Lose, J., Jonoska, N. (eds) *Unconventional Computation and Natural Computation. UCNC 2012. Lecture Notes in Computer Science*, vol 7445. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-32894-7_27.
- [76] Bendella. M.S., Benmammam. B., Absari. B., Krief. F. (2022). Quality of service optimization in OFDM-based cognitive radio network. *Proceedings of the International Conference on Communication and Signal Processing & Information Technology (CSP). The 19th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD 2022)*. Faculty of Technology, University Ferhat Abbas Setif 1, Algeria.
- [77] Asfandyar, H., Gul, N., Rasool, I., & Elahi, A. (2019). Enhanced cooperative spectrum sensing in cognitive radio network using flower pollination algorithm. In *2019 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)* (pp. 1-5). IEEE.
- [78] Benmammam, B. (2022). Cognitive decision engine design for cognitive radio networks using gravitational search algorithm and flower pollination algorithm. *International Journal of Internet Protocol Technology*, 15(2), 116-126.
- [79] Hipparge, P., & Jawaligi, S. S. (2021). An Energy-Efficient Spectrum Sensing in Cognitive Radio Network Using Fractional Optimization Model.
- [80] Hidayat, M. A. J., Mustika, I. W., & Sulistyono, S. (2018). Resource optimization in cognitive radio network based on firefly algorithm. In *2018 3rd International Conference on Information Technology, Information System and Electrical Engineering (ICITISEE)* (pp. 136-140). IEEE.
- [81] Kaur, A., Sharma, S., & Mishra, A. (2019). A novel Jaya-BAT algorithm based power consumption minimization in cognitive radio network. *Wireless Personal Communications*, 108(4), 2059-2075.
- [82] Sabaei, D., Erkoyuncu, J., & Roy, R. (2015). A review of multi-criteria decision making methods for enhanced maintenance delivery. *Procedia CIRP*, 37, 30-35.
- [83] Fülöp, J. (2005). Introduction to decision making methods. In *BDEI-3 workshop, Washington* (pp. 1-15).
- [84] Mareschal, B. (1988). Weight stability intervals in multicriteria decision aid. *European Journal of Operational Research*, 33(1), 54-64.
- [85] Saaty, T. L. (1977). A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of mathematical psychology*, 15(3), 234-281.

Bibliographie

- [86] De Jong, P. (1984). A statistical approach to Saaty's scaling method for priorities. *Journal of Mathematical Psychology*, 28(4), 467-478.
- [87] Marcus, M., & Minc, H. (1988). *Introduction to Linear Algebra*, 182.
- [88] Gass, S. I., & Rapcsák, T. (2004). Singular value decomposition in AHP. *European Journal of Operational Research*, 154(3), 573-584.
- [89] San Cristóbal, J. R. (2012). *Multi criteria analysis in the renewable energy industry*. Springer Science & Business Media.
- [90] Li, H. F., & Wang, J. J. (2007). An improved ranking method for ELECTRE III. In *2007 international conference on wireless communications, networking and mobile computing* (pp. 6659-6662). IEEE.
- [91] Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. In *Multiple attribute decision making* (pp. 58-191). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [92] Yoon, K. P., & Hwang, C. L. (1995). *Multiple attribute decision making: an introduction*. Sage publications.
- [93] Zavadskas, E. K., Zakarevicius, A., & Antucheviciene, J. (2006). Evaluation of ranking accuracy in multi-criteria decisions. *Informatica*, 17(4), 601-618.
- [94] Jayakumar, L., & Janakiraman, S. (2019). A novel need based free channel selection scheme for cooperative CRN using EFAHP-TOPSIS. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*.
- [95] Seghiri, N., Baba-Ahmed, M. Z., Benmammar, B., & Houari, N. (2022). Optimization of a Multi-criteria Cognitive Radio User Through Autonomous Learning. In *Networking, Intelligent Systems and Security* (pp. 117-132). Springer, Singapore.
- [96] Nandakumar, S., Velmurugan, T., Thiagarajan, U., Karuppiah, M., Hassan, M. M., Alelaiwi, A., & Islam, M. M. (2019). Efficient spectrum management techniques for cognitive radio networks for proximity service. *IEEE Access*, 7, 43795-43805.
- [97] Bendella, M.S., Benmammar, B., Krief, F. (2022). An AHP-TOPSIS integrated model for QoS-aware energy efficiency in green cognitive radio networks. *Revue d'Intelligence Artificielle*, Vol. 36, No. 4, pp. 535-541. <https://doi.org/10.18280/ria.360404>
- [98] Bendella, M. S., Benmammar, B., & Krief, F. (2019). Using cognitive radio to deliver green communications: a reinforcement learning approach. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 6(4), 331-355.
- [99] He, X., Jiang, H., Song, Y., Yang, X., & Xiao, H. (2019). Optimal resource allocation for energy harvesting cognitive radio network with q learning. In *International Conference on Artificial Intelligence and Security* (pp. 548-560). Springer, Cham.
- [100] Kaur, A., & Kumar, K. (2021). A Reinforcement Learning based Green Resource Allocation for Heterogeneous Services in Cooperative Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Network and Service Management*.

Bibliographie

- [101] AlQerm, I., & Shihada, B. (2019). Enhanced online Q-learning scheme for energy efficient power allocation in cognitive radio networks. In 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC) (pp. 1-6). IEEE.
- [102] Chatterjee, S. R., Chakraborty, M., & Saha, D. (2018). A novel channel state prediction technique for overlay cognitive radio-based emergency sensor networks. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 5(1-2), 90-113.
- [103] Amraoui, A. (2018). Multi channel selection using distributed mutual exclusion and multi-criteria decision in cognitive radio networks. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 5(1-2), 114-124.
- [104] Benmammam, B., Benmouna, Y., & Krief, F. (2019). A Pareto optimal multi-objective optimisation for parallel dynamic programming algorithm applied in cognitive radio ad hoc networks. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 59(2), 152-164.
- [105] Jajimoggala, S. (2019). Selection of optimal hot extrusion processing parameters for AA6061 using fuzzy AHP and TOPSIS. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 6(1), 56-73.
- [106] Galla, D. K., & Mukamalla, B. R. (2019). Gender classification based on similarity features through SURF and SVM. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 6(1), 89-104.
- [107] Khurana, S., & Upadhayaya, S. (2020). Spectrum management in cognitive radio ad-hoc network using Q-learning. *International Journal of Information Technology*, 12(2), 599-604.
- [108] Do, Q. V., & Koo, I. (2021). Deep Reinforcement Learning Based Dynamic Spectrum Competition in Green Cognitive Virtualized Networks. *IEEE Access*, 9, 52193-52201.
- [109] Kaur, A., & Kumar, K. (2020). A Reinforcement Learning based evolutionary multi-objective optimization algorithm for spectrum allocation in Cognitive Radio networks. *Physical Communication*, 43, 101196.
- [110] Giri, M. K., & Majumder, S. (2022). Deep Q-learning based optimal resource allocation method for energy harvested cognitive radio networks. *Physical Communication*, 101766.
- [111] Hossen, M. A., & Yoo, S. J. (2019). Q-learning based multi-objective clustering algorithm for cognitive radio ad hoc networks. *IEEE Access*, 7, 181959-181971.
- [112] Ding, H., Li, X., Ma, Y., & Fang, Y. (2020). Energy-efficient channel switching in cognitive radio networks: A reinforcement learning approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(10), 12359-12362.
- [113] Hedna, S. (2011). Gestion de l'économie d'énergie dans les réseaux sans fil 802.11 Ad Hoc (Thèse de Magister, Université de Batna 2).
- [114] Bloem, M., Alpcan, T. and Basar, T. (2007). A stackelberg game for power control and channel allocation in cognitive radio networks, in *GameComm 2007*, France, October.

Bibliographie

- [115] Grace, D., Chen, J., Jiang, T., & Mitchell, P. D. (2009). Using cognitive radio to deliver 'green' communications. In 2009 4th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (pp. 1-6). IEEE.
- [116] Heinzelman, W. R., Chandrakasan, A., & Balakrishnan, H. (2000). Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks. In Proceedings of the 33rd annual Hawaii international conference on system sciences (pp. 10-pp). IEEE.
- [117] Attaran, M., & Deb, P. (2018). Machine learning: the new "big thing" for competitive advantage. *International Journal of Knowledge Engineering and Data Mining*, 5(4), 277-305.
- [118] Modi, N., Moy, C., & Mary, P. (2016). Machine learning for opportunistic spectrum access with energy consumption constraint. In *Journées scientifiques de l'URSI, Energie et Radiosciences* (No. URSI 2016).
- [119] Wang, X., Li, H., & Lin, H. (2011). A new adaptive OFDM system with precoded cyclic prefix for dynamic cognitive radio communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 29(2), 431-442.
- [120] Benmammar, B. (2022). Quality of service optimization in orthogonal frequency division multiplexing-based cognitive radio systems based on shuffled frog leaping algorithm. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(1), e6530.
- [121] Saoucha, N. A., & Benmammar, B. (2019). Bio-inspired approaches for OFDM-based cognitive radio. *International Journal of Internet Protocol Technology*, 12(2), 61-75.
- [122] Bakshi, S., Sharma, S., & Khanna, R. (2022). A Novel Metaheuristic Optimization for Throughput Maximization in Energy Harvesting Cognitive Radio Network. *Elektronika ir Elektrotechnika*, 28(3), 78-89.
- [123] Latif, S., Akraam, S., Karamat, T., Khan, M. A., Altrjman, C., Mey, S., & Nam, Y. (2022). An Efficient Pareto Optimal Resource Allocation Scheme in Cognitive Radio-Based Internet of Things Networks. *Sensors*, 22(2), 451.
- [124] Shekhar Singh, C. (2022). SSO Based Energy Efficient Power Allocation with Optimal Power Constraints for Underlay Cognitive Radio Networks. *International Journal of Electronics*, 109(10), 1803-1827.
- [125] Eappen, G., & Shankar, T. (2021). Multi-objective modified grey wolf optimization algorithm for efficient spectrum sensing in the cognitive radio network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46(4), 3115-3145.
- [126] Proakis, J. (2007). *Digital Communications*. 5e éd. McGraw-Hill Higher Education. isbn : 9780072957167 (cf. p. 20, 60).
- [127] N. Kingsbury, *Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral, Q(x)*. <https://cnx.org/contents/HyIkNQ7J@5/Approximation-Formulae-for-the-Gaussian-Error-Integral-Q-x>. Consulté le 26/06/2021.

Bibliographie

- [128] Alyasseri, Z. A. A., Khader, A. T., Al-Betar, M. A., Awadallah, M. A., & Yang, X. S. (2018). Variants of the flower pollination algorithm: a review. *Nature-inspired algorithms and applied optimization*, 91-118.
- [129] Gherboudj, Amira. (2013). *Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques* (Thèse de Doctorat, Université de Constantine2).
- [130] Ouaraab, A. (2015). *Résolution de problèmes d'optimisation combinatoire par des métaheuristiques inspirées de la nature : Recherche du coucou via les vols de lévy* (Thèse de Doctorat, Université Mohammed V, Maroc).
- [131] Yang, X. S., & Deb, S. (2017). Cuckoo search: state-of-the-art and opportunities. In *2017 IEEE 4th international conference on soft computing & machine intelligence (ISCMI)* (pp. 55-59). IEEE.
- [132] Wang, S., Ge, M., & Zhao, W. (2013). Energy-efficient resource allocation for OFDM-based cognitive radio networks. *IEEE transactions on communications*, 61(8), 3181-3191.
- [133] Bedeer, E., Amin, O., Dobre, O. A., Ahmed, M. H., & Baddour, K. E. (2014). Energy-efficient power loading for OFDM-based cognitive radio systems with channel uncertainties. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(6), 2672-2677.
- [134] Almalfouh, S. M., & Stüber, G. L. (2011). Interference-aware radio resource allocation in OFDMA-based cognitive radio networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(4), 1699-1713.
- [135] Aguilar-Gonzalez, R., & Ramos, V. (2018). Spectrum decision mechanisms in cognitive radio networks. In *Emerging wireless communication and network technologies* (pp. 271-296). Springer, Singapore.
- [136] Giral-Ramírez, D. A., Hernández-Suarez, C. A., & García-Ubaque, C. A. (2021). Spectral decision analysis and evaluation in an experimental environment for cognitive wireless networks. *Results in Engineering*, 12, 100309.
- [137] Giral, D., Hernández, C., & Rodríguez-Colina, E. (2020). Spectrum decision-making in collaborative cognitive radio networks. *Applied Sciences*, 10(19), 6786.
- [138] Durkadevi, K., Revathi, T., & Shenbagalakshmi, G. (2022). Generic Method for SDN Controller Selection Using AHP and TOPSIS Methods. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 21(03), 1031-1059.
- [139] Kannan, D., & Thiyagarajan, R. (2022). Entropy based TOPSIS method for controller selection in software defined networking. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(1), e6499.
- [140] Loganathan, J., Janakiraman, S., & Dumka, A. (2020). Optimal spectrum-hole detection scheme for cooperative CRN using dynamic weighted VIKOR. *International Journal of Enterprise Information Systems (IJEIS)*, 16(1), 108-131.
- [141] Bhatia, M., & Kumar, K. (2020). Network selection in cognitive radio enabled wireless body area networks. *Digital Communications and Networks*, 6(1), 75-85.

Bibliographie

- [142] Ali Saoucha, N. (2013). Paramétrage des algorithmes génétiques pour l'optimisation de la QoS dans les réseaux radios cognitifs (Thèse de Magister, Université de M'Sila-Mohamed Boudiaf).
- [143] Wiggins, U., Kannan, R., Chakravarthy, V., & Vasilakos, A. V. (2008). Data-centric prioritization in a cognitive radio network: A quality-of-service based design and integration. In 2008 3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (pp. 1-11). IEEE.
- [144] Saaty, T. L. (1996). Decision making with dependence and feedback: The analytic network process (Vol. 4922). RWS Publ.
- [145] Partovi, F. Y. (1994). Determining what to benchmark: an analytic hierarchy process approach. International Journal of Operations & Production Management.

Résumé :

Le Green Networking est un concept récent qui fait référence aux processus utilisés pour optimiser un réseau afin de le rendre plus économe en énergie. Il est apte à remédier aux conflits entre la puissance de transmission et l'économie d'énergie en apportant une gestion des paramètres radio axée sur les besoins de façon automatique et adaptative. Dans ce contexte, les services de la radio cognitive sont nécessaires. Toutefois, la sélection de la meilleure bande de spectre disponible pour répondre aux exigences de qualité de service des utilisateurs secondaires, tout en respectant le cadre de réglementaire en vigueur, est considérée comme un défi majeur. Dans cette thèse, nous proposons trois contributions : la première est basée sur l'apprentissage par renforcement pour la minimisation de la consommation d'énergie. La deuxième est basée sur deux approches bio-inspirées, à savoir : l'algorithme de pollinisation des fleurs et la recherche Coucou pour l'adaptation des paramètres de transmission. La troisième est basée sur la méthode d'aide à la décision TOPSIS pour la sélection de la meilleure bande de spectre disponible. Par le biais des trois approches proposées, nous cherchons à reconfigurer et adapter les paramètres de la radio cognitive lors de la transmission selon le besoin applicatif de l'utilisateur tout en assurant une meilleure efficacité énergétique. Les résultats obtenus au travers d'une série de tests et de simulations démontrent une nette supériorité de nos propositions en termes de qualité de service et d'efficacité énergétique.

Mots-clés : Réseaux verts, radio cognitive, optimisation multi-objectifs, efficacité énergétique, l'algorithme de pollinisation de fleurs, l'algorithme de la recherche Coucou, TOPSIS, apprentissage par renforcement.

Abstract:

Green Networking is a recent concept that refers to the processes used to optimize a network to make it more energy efficient. It is able to overcome the conflicts between transmission power and energy saving by providing an automatic and adaptive management of the radio parameters based on the needs. In this context, cognitive radio services are needed. However, the selection of the best available spectrum band to meet the QoS requirements of secondary users, while respecting the current regulatory context, is considered a major challenge. In this thesis, we propose three contributions: the first one is based on reinforcement learning for energy consumption minimization. The second is based on two bio-inspired approaches, namely: the flower pollination algorithm and the Cuckoo search for transmission parameter adaptation. The third is based on the TOPSIS decision method for the selection of the best available spectrum band. Through the three proposed approaches, we seek to reconfigure and adapt the parameters of the cognitive radio during transmission according to the user's application needs while ensuring better energy efficiency. The results obtained through a series of tests and simulations demonstrate a clear superiority of our proposals in terms of quality of service and energy efficiency.

Keywords: Green networks, cognitive radio, multi-objective optimization, energy efficiency, the flower pollination algorithm, the Cuckoo search algorithm, TOPSIS, reinforcement learning.

ملخص:

الشبكات الخضراء هي مفهوم حديث يشير إلى العمليات المستخدمة لتحسين الشبكة لجعلها أكثر اقتصاداً في استخدام الطاقة. وهي قادرة على حل التناقض القائم بين طاقة الإرسال وتوفير الطاقة من خلال ضبط الراديو، تلقائياً وتكيفاً مع احتياجات المستعمل. لذلك، هناك حاجة إلى خدمات الراديو الإدراكية ويعتبر اختيار أفضل نطاق متاح لتلبية متطلبات المستخدمين الثانويين من حيث جودة الخدمة، مع احترام الإطار التنظيمي الساري، تحدياً في الشبكات الراديوية الإدراكية. في هذه الرسالة، نقترح ثلاث خوارزميات: الأولى تعتمد على التعلم المعزز لتقليل استهلاك الطاقة في شبكة الراديو الإدراكية. تعتمد الخوارزمية الثانية على أساليب مستوحاة من العوامل البيولوجية، وهي: خوارزمية تلقيح الأزهار وبحث الوقواق. والخوارزمية الثالثة تعتمد على أساليب دعم القرار باستخدام تقنية ترتيب التفضيل عن طريق التشابه مع الحل المثالي، من خلال هذه الخوارزميات الثلاثة، نسعى إلى إعادة ضبط وتكييف معاملات الراديو أثناء الإرسال وفقاً لاحتياجات المستخدم مع ضمان اقتصاد الطاقة. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها من خلال سلسلة من الاختبارات والمحاكاة بوضوح تفوقاً واضحاً لخوارزمياتنا من حيث جودة الخدمة مع اقتصاد الطاقة بشكل أفضل.

الكلمات المفتاحية: الشبكات الخضراء، الراديو الإدراكية، التحسين متعدد الأهداف، كفاءة الطاقة، خوارزمية التلقيح بالزهور، خوارزمية البحث الوقواق، تقنية ترتيب التفضيل عن طريق التشابه مع الحل المثالي، التعلم المعزز.